



**FARKLI LİTYUM İYON PİLLER İÇİN BATARYA ŞARJ
DURUMU TAHMİNİ**

Merve TEKİN



T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

FARKLI LİTYUM İYON PİLLER İÇİN BATARYA ŞARJ DURUMU TAHMİNİ

Merve TEKİN
0000-0003-2831-3175

Prof. Dr. M. İhsan KARAMANGİL
(Danışman)

DOKTORA TEZİ
OTOMOTİV MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA – 2024
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

Doktora Tezi

FARKLI LİTYUM İYON PİLLER İÇİN BATARYA ŞARJ DURUMU TAHMİNİ

Merve TEKİN

Bursa Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. M. İhsan KARAMANGİL

Hibrit ve elektrikli araçlar taşımacılık sektörünün iklim değişikliğine olan etkilerini azaltmada en ümit verici teknolojilerdir. Ancak elektrikli araçların anahtar bileşeni olan lityum-iyon bataryalarla ilgili geliştirilmesi gereken hususlar mevcuttur. Lityum-iyon bataryaların güvenli ve verimli bir şekilde çalışması için bir Batarya Yönetim Sistemi (BYS) tarafından kontrol edilmesi gerekir. BYS akım, voltaj, sıcaklık, batarya şarj durumu (BŞD), batarya yaşlanma durumu (BYD) ve batarya güç durumu (BGD) gibi batarya iç durumlarını sürekli olarak kontrol ederek bataryayı aşırı şarj/deşarj, hücreler arasındaki dengesizliklere ve termal kaçaklara karşı korur. BŞD bataryanın anlık durumunu kontrol etmede kritiktir. Ayrıca diğer batarya durumları ile de ilişkili olduğundan BŞD'nin doğru tahmin edilmesi BYS'nin etkili ve verimli bir şekilde çalışmasındaki anahtar faktörlerden biridir. Bu çalışmada hibrit ve elektrikli araç bataryalarını domine eden Nikel Mangan Kobalt (NMC), Nikel Kobalt Alüminyum (NCA) ve Lityum Demir Fosfat (LFP) kimyalarına sahip piller için farklı tahmin yöntemleri karşılaştırılmıştır. Kullanılan yöntemler modellemeye dayalı yaklaşımlar olan Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) ve bilgisayar öğrenmesine dayalı Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU)'dır. Geliştirilen tahmin algoritmalarının aracın sürüş esnasındaki yüksek dinamik davranışı altında dahi doğru tahminler gerçekleştirmesi batarya kontrolü, enerji yönetimi ve kullanıcının doğru bilgilendirilmesi bakımından önemlidir. Bu nedenle kullanılan yöntemlerin BŞD tahmin performansları bir aracın sürüş davranışını en gerçekçi şekilde yansıtan ve en güncel sürüş çevrimi olan WLTP için karşılaştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda modellemeye dayalı yöntemlerle daha düşük hesaplama maliyeti ve daha iyi tahmin performansı elde edilmiştir. Üç pil kimyası için de en iyi sonuçlar KKF ile sağlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Lityum-iyon bataryalar, elektrikli araçlar, batarya yönetim sistemi, şarj durumu tahmini, kalman filtresi, yapay sinir ağları

2024, xix + 131 sayfa.

ABSTRACT

PhD Thesis

BATTERY STATE OF CHARGE ESTIMATION FOR DIFFERENT LITHIUM-ION BATTERY CELLS

Merve TEKİN

Bursa Uludağ University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Automotive Engineering

Supervisor: Prof. Dr. M. İhsan KARAMANGİL

Hybrid and electric vehicles are the most promising options for reducing the transportation sector's impact on climate change. However, some concerns need to be addressed with the lithium-ion battery pack, which is an essential component of electric vehicles. Lithium-ion batteries require a Battery Management System (BMS) to operate safely and efficiently. The BMS protects the battery against overcharging and discharging, cell imbalances, and thermal runaway by continuously tracking internal battery states such as current, voltage, temperature, battery state of charge (SoC), state of health (SoH), and state of power (SoP). As the SoC is vital in controlling the battery's instantaneous state and is also correlated with other battery states, accurate SoC estimate is one of the most important components in the BMS's effective and efficient operation. This study compares different estimation approaches for battery cells using Nickel Manganese Cobalt (NMC), Nickel Cobalt Aluminum (NCA), and Lithium Iron Phosphate (LFP) chemistries, which dominate hybrid and electric vehicle batteries. Modeling-based approaches such as the Extended Kalman Filter (EKF) and Unscented Kalman Filter (UKF) are used, as well as machine learning-based Gated Recurrent Unit (GRU). It is critical that the developed estimation algorithms are compatible with the vehicle's ever-changing, dynamic behavior while driving and provide accurate predictions in terms of battery control, energy management, and user information. For this reason, the SoC estimation performances of the approaches used were compared using the WLTP (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure) driving cycle, which is the most recent and realistic representation of a vehicle's driving behavior. As a result of the study, lower computational cost and better prediction performance were obtained with modeling-based methods. The best results for all three battery chemistries were obtained with UKF.

Key words: Lithium-ion batteries, electric vehicles, battery management system, state of charge estimation, kalman filter, artificial neural networks

2024, xix+ 131 pages.

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasını FGA-2023-1314 no'lu ADEP projesi ile finansal olarak destekleyen BUÜ-BAP Birimi'ne (Bursa Uludağ Üniversitesi, Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi) teşekkür ederim. Pil testlerinin gerçekleştirilebilmesi için test altyapısı sağlayan TÜBİTAK RUTE'ye ve ayrıca TÜBİTAK RUTE araştırmacıları Hasan Celal MALKOÇ Bey'e ve Nergiz GÜRBÜZ KARSLIOĞLU Hanım'a teknik rehberlikleri ve yardımları için teşekkür ederim. Doktora sürecim boyunca manevi desteklerini esirgemeyen hocalarım Doç. Dr. Emre İsa ALBAK, Dr. Öğr. Üyesi Emre BULUT, Dr. Öğr. Üyesi Hakkı ÖZER ve Dr. Öğr. Üyesi Harun GÜÇLÜ'ye teşekkür ederim. Lisans ve lisansüstü eğitimim boyunca beni destekleyen ve cesaretlendiren saygıdeğer hocalarım Prof. Dr. Ferruh ÖZTÜRK ve Prof. Dr. Rukiye ERTAN'a teşekkür ederim.

Doktora tez sürecimde kıymetli önerileriyle katkıda bulunan Tez İzleme Komite'mdeki sayın hocalarım Prof. Dr. Ali SÜRMEN'e ve Prof. Dr. Ömer KAYNAKLI'ya teşekkürlerimi sunarım. Saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. M. İhsan KARAMANGİL'e tez sürecimdeki her türlü desteği ve önerileri için teşekkür ederim.

Kıymetli aileme, abime, yengeme, hayatımın her döneminde maddi ve manevi desteğini, dualarını esirgemeyen sevgili anneme ve babama teşekkür ederim, minnettarım. Son olarak sevgili yeğenlerim Mert'e ve Mete'ye hayatıma ve tez sürecime kattıkları neşe ve mutluluk için teşekkür ederim.

Merve TEKİN
31/07/2024

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	viii
ABSTRACT	ix
TEŞEKKÜR.....	x
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
2.1. Hibrit ve Elektrikli Araçlar	4
2.2. Elektrikli Araçlarda Kullanılan Lityum-iyon Piller	9
2.3. Lityum-iyon Pillerde Güvenlik	16
2.3.1. Voltaj Etkisi	17
2.3.2. Sıcaklık Etkisi	19
2.3.3. Güvenli Çalışma.....	21
2.4. Batarya Yönetim Sistemi	22
2.5. Batarya Şarj Durumu Tahmini.....	29
2.5.1. Doğrudan Ölçüm Yöntemleri.....	32
2.5.2. Amper-Saat Sayma Yöntemi.....	34
2.5.3. Model Tabanlı Yöntemler	36
2.6. Kalman Filtresi.....	38
2.6.1. Genişletilmiş Kalman Filtresi	40
2.6.2. Kokusuz Kalman Filtresi	42
2.7. Bilgisayar Öğrenmesine Dayalı Tahmin Yöntemleri.....	44
2.7.1. Yapay Sinir Ağları	46
2.7.1.1. Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) Sinir Ağı.....	49
2.8. Batarya Modelleri	51
2.8.1. Beyaz Kutu Modeli	51
2.8.2. Kara Kutu Modelleri	54
2.8.3. Gri Kutu Modelleri.....	54
2.9. Eşdeğer Devre Modelleri	59
2.9.1. Rint Model	59
2.9.2. Thevenin Model	59
2.9.3. PNGV (Partnership for a New Generation of Vehicles) Model	60
2.9.4. Çift Polarizasyon (DP) Eşdeğer Devre Modeli.....	61
2.10. Literatür Taraması.....	62
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	69
3.1. Kapasite Testi.....	72
3.2. Hibrit Darbe Güç Karakterizasyonu (HPPC) Testi.....	73
3.3. Dinamik Stres Testi (DST)	74
3.4. Sürüş Çevrimi Testleri	75
3.5. Batarya Hücresi Modellerinin Kurulması ve Model Parametrelerinin Elde Edilmesi.....	79
3.6. Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) ile Batarya Şarj Durumu Tahmini	83
3.7. Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) ile Batarya Şarj Durumu Tahmini	87
3.8. Performans Metrikleri	90
4. BULGULAR.....	91

4.1. Pil Modellerinin Oluřturulması.....	91
4.1.1. NMC Pil İin Modelleme Sonuları	91
4.1.2. NCA Pil İin Modelleme Sonuları	93
4.1.3. LFP Pil İin Modelleme Sonuları.....	96
4.2. Geniřletilmiř Kalman Filtresi (GKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) ile BřD Tahmini.....	100
4.2.1. NMC Pil iin GKF ve KKF ile BřD Tahmini	100
4.2.2. NCA Pil iin GKF ve KKF ile BřD Tahmini.....	101
4.2.3. LFP Pil iin GKF ve KKF ile BřD Tahmini	103
4.3. GRU ile Batarya řarj Durumu Tahmini.....	106
4.3.1. NMC Pil iin GRU ile BřD Tahmini ve GKF & KKF ile Karřılařtırılması	106
4.3.2. NCA Pil iin GRU ile BřD Tahmini ve GKF & KKF ile Karřılařtırılması.....	107
4.3.3. LFP Pil iin GRU ile BřD Tahmini ve GKF & KKF ile Karřılařtırılması	109
5. SONULAR VE TARTIřMA	111
KAYNAKLAR	113
EKLER.....	121
ÖZGEMİř	130

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
$\hat{x}_{k k-1}$	k anındaki ön tahmin
$\overline{B\hat{S}D}(t)$	Tahmin edilen BŞD
$B\hat{S}D_{ort}$	Ortalama BŞD
C_{ap}	Aktivasyon polarizasyonu kapasitansı (F)
C_b	Yığın kapasitansı (F)
C_{cp}	Konsantrasyon polarizasyonu kapasitansı (F)
C_p	Polarizasyon kapasitansı (F)
I_{ort}	Ortalama akım
K_k	k anındaki Kalman Kazancı
R_0	İç direnç (Ω)
R^2	Determinasyon katsayısı
R_{ap}	Aktivasyon polarizasyonu direnci (Ω)
R_{cp}	Konsantrasyon polarizasyonu direnci (Ω)
R_p	Polarizasyon direnci (Ω)
V_{OC}	Açık devre voltajı (Open Circuit Voltage, OCV) (V)
V_T	Batarya terminal voltajı (V)
V_{ap}	Aktivasyon polarizasyonu voltajı (V)
V_b	Açık devre voltajındaki değişim (V)
V_{cp}	Konsantrasyon polarizasyonu voltajı (V)
V_{ort}	Ortalama voltaj
V_p	Polarizasyon voltajı (V)
u_k	k anındaki giriş vektörü
v_k	Ölçüm gürültüsü
w_k	Sistem gürültüsü
x_k	Sistemin k anındaki durumu
z_k	k anındaki gerçek ölçüm
a	Taşıtın ivmesi (m/s^2)
A	Durum geçiş matrisi
A_f	Taşıtın ön yüzey alanı (m^2)
Al	Alüminyum
B	Kontrol giriş matrisi
C	Ölçüm matrisi
C	Pilin mevcut kapasitesi (Ah)
C_d	Taşıtın sürüklenme katsayısı (-)
C_n	Pilin nominal kapasitesi (Ah)
Co	Kobalt
D	İleri besleme matrisi
Fe	Demir
g	Yer çekimi ivmesi (m/s^2)
Gr	Yolun eğim açısı ($^\circ$)
I_{bat}	Batarya akımı (A)
I_{pil}	Pil akımı (A)

$I_{pil,max}$	Pil üreticisi tarafından belirlenen maksimum pil akımı (A)
Li	Lityum
$Li_4Ti_5O_{12}$	Lityum Titanat Oksit
$LiCoO_2$	Lityum Kobalt Oksit
$LiNiO_2$	Lityum Nikel Oksit
m_{et}	Etkin kütle (kg)
Mg	Magnezyum
Mn	Mangan
m_t	Taşıt ağırlığı (kg)
N	Durum vektörünün boyutu
n	Örnekleme sayısı
P	Durum kovaryansı
$P\%$	Güç yüzdesi (%)
$P_{bat,max}$	Bataryadan çekilen maksimum güç (kW)
$P_{Bat.,ç}$	Bataryanın çıkış gücü (kW)
$P_{EM,ç}$	Elektrik motorunun çıkış gücü
$P_{EM,g}$	Elektrik motorunun giriş gücü (kW)
P_{tahrik}	Tahrik gücü (kW)
Q	Sistem gürültüsü
R	Ölçüm gürültüsü
Ti	Titanyum
v	Taşıt hızı (km/h)
V_{bat}	Batarya voltajı (V)
v_r	Rüzgar hızı (km/h)
η_a	Aktarma organlarının verimi (-)
η_{bat}	Batarya verimi (-)
η_{EM}	Elektrik motorunun verimi (-)
μ	Yuvarlanma direnç katsayısı (-)
μ_{max}	Negatif elektrottaki maksimum lityum miktarı
μ_{min}	Negatif elektrottaki minimum lityum miktarı
μ_t	Negatif elektrotta t anındaki lityum miktarı
μ	Negatif elektrottaki lityum miktarı
ρ	Havanın yoğunluğu (kg/m ³)
ψ	Pozitif elektrottaki lityum miktarı
$B\dot{S}D(t)$	Gerçek BŞD
T	Sıcaklık
i	Akım (A)
λ	Ölçekleme parametresi

Kısaltmalar	Açıklama
AGKF	Adaptif Genişletilmiş Kalman Filtresi
Ah	Amper-saat
AKKF	Adaptif Kokusuz Kalman Filtresi
BED	Batarya Enerji Durumu
BGD	Batarya Güç Durumu
BJDST	Beijing Dynamic Stress Test
BŞD	Batarya Şarj Durumu
BTD	Batarya Termal Durumu
BYD	Batarya Yaşlanma Durumu
BYS	Batarya Yönetim Sistemi
CAN	Controlled Area Network
CC-CV	Constant Current – Constant Voltage (Sabit Akım – Sabit Voltaj)
DAGKF	Dual Adaptif Genişletilmiş Kalman Filtresi
DP	Dual Polarization (Çift Polarizasyon)
DSA	Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network)
DST	Dinamik Stres Testi
EA	Elektrikli Araç
EIS	Elektrokimyasal Empedans Spektroskopisi
ES	Empedans Spektroskopisi
FNN	Feed Forward Neural Network (İleri Beslemeli Sinir Ağları)
FTP	Federal Test Procedure
FUDS	Federal Urban Driving Schedule
GKF	Genişletilmiş Kalman Filtresi
GRU	Gated Recurrent Unit (Kapı Özyinelemeli Birimler)
HEA	Hibrit Elektrikli Araç
HPPC	Hibrit Güç Darbe Karakterizasyonu
HWFET	Highway Fuel Economy Driving Schedule
JP1015	Japan 10-15 mode
KF	Kalman Filtresi
KFÖ	Kalan Faydalı Ömür
KKF	Kokusuz Kalman Filtresi
LA92	The Unified Driving Schedule
LCO	Lityum Kobalt Oksit
LFP	Lityum Demir Fosfat
LMO	Lityum Manganez Oksit
LSTM	Long Short Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
LTO	Lityum Titanat Oksit
MAE	Mean Absoulute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MAPE	Mean Absolute Percentage Error (Ortalama Mutlak Yüzde Hata)
MKÜ	Motor Kontrol Ünitesi
MSE	Mean Squared Error (Ortalama Karakök Hatası)
NCA	Nikel Kobalt Alüminyum
Ni-Cd	Nikel kadmiyum
NiMH	Nikel Metal Hidrit
Ni-Zn	Nikel çinko

NMC	Nikel Mangan Kobalt
OCV	Open Circuit Voltage (Açık Devre Voltajı)
PCPD	Pulse Charge - Pulse Discharge (Darbe Şarj - Darbe Deşarj)
PNGV	Partnership for a New Generation of Vehicles
RMSE	Root Mean Square Error (Kök Ortalama Kare Hatası)
RNN	Recurrent Neural Network (Yinelemeli Sinir Ağları)
SEI	Solid Electrolyte Interface (Katı Elektrolit Arayüzü)
TKÜ	Taşıt Kontrol Ünitesi
TR	Thermal Runaway (Isıl Sürüklenme)
UDDS	Urban Dynamometer Driving Schedule
US06	Supplemental Federal Test Procedure
WLTP	Worldwide Harmonized Light-Duty Vehicles Test Procedure



ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 2.1.	Elektrikli araçların sınıflandırılması	4
Şekil 2.2.	Elektrikli araçların mimari yapıları.....	5
Şekil 2.3.	Elektrikli araç alt sistemleri	6
Şekil 2.4.	Farklı HEA mimarileri.....	7
Şekil 2.5.	Hibrit ve elektrikli araç uygulamaları için gerekli enerji depolama sistemi ve enerji yönetim sistemi	9
Şekil 2.6.	Bir lityum-iyon pilin şematik gösterimi.....	11
Şekil 2.7.	Lityum-iyon pillerin karşılaştırması	15
Şekil 2.8.	Lityum-iyon pillerin çalışma sınırları	16
Şekil 2.9.	Aşırı şarj sırasında lityum-iyon pilde gerçekleşen olaylar.....	18
Şekil 2.10.	Aşırı deşarj sırasında lityum-iyon pilde gerçekleşen olaylar.....	19
Şekil 2.11.	Bir lityum-iyon pil için ısı sürüklenme süreci	20
Şekil 2.12.	Bir lityum-iyon pil için çevrim ömrü, sıcaklık ve şarj oranı ilişkisi.....	21
Şekil 2.13.	Bir lityum-iyon pil için ideal BŞD çalışma aralığı	21
Şekil 2.14.	Bir elektrikli araç batarya yönetim sisteminin iç yapısı	23
Şekil 2.15.	a) Dengelenmemiş batarya paketi b) dengelenmiş batarya paketi.....	24
Şekil 2.16.	Kalan enerjinin şematik gösterimi	27
Şekil 2.17.	Batarya durumlarının birbiri ile ilişkisi	28
Şekil 2.18.	BŞD tahmin yöntemlerinin sınıflandırılması	31
Şekil 2.19.	OCV-BŞD tahmin yönteminin çalışma döngüsü.....	33
Şekil 2.20.	Model tabanlı BŞD tahmin yöntemlerinin genel akış diyagramı	36
Şekil 2.21.	Model tabanlı yöntemler ile BŞD tahmini için işlem adımları.....	37
Şekil 2.22.	Standart KF, GKF ve KKF'nin tahmin süreçleri.....	44
Şekil 2.23.	Bilgisayar öğrenmesine dayalı BŞD tahmin yöntemlerinin sınıflandırılması	45
Şekil 2.24.	BŞD tahmini için temel yapay sinir ağı yapısı	47
Şekil 2.25.	Çeşitli aktivasyon fonksiyonları	48
Şekil 2.26.	Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) yapısı.....	50
Şekil 2.27.	Lityum iyon pilin P2D modelinin şematik diyagramı	52
Şekil 2.28.	Lityum iyon pilin SP modelinin şematik diyagramı.....	53
Şekil 2.29.	a) Frekans alanlı eşdeğer devre modeli b) Empedans spektrumu (Nyquist eğrisi)	57
Şekil 2.30.	Rint modelin eşdeğer devre şeması	59
Şekil 2.31.	Thevenin modelin eşdeğer devre şeması	60
Şekil 2.32.	PNGV modelin eşdeğer devre şeması	61
Şekil 2.33.	DP modelin eşdeğer devre şeması	62
Şekil 3.1.	Kullanılan lityum-iyon pillerin görselleri	69
Şekil 3.2.	Deney düzeneği.....	70
Şekil 3.3.	Pil testleri akış şeması.....	71
Şekil 3.4.	NMC pil için kapasite testi grafiği.....	72
Şekil 3.5.	Farklı HPPC test prosedürleri	73
Şekil 3.6.	a) HPPC profili b) tam HPPC testi.....	74
Şekil 3.7.	Dinamik Stres Testi güç profili.....	75
Şekil 3.8.	Sürüş çevrimi hız profilleri	76
Şekil 3.9.	Bir bataryalı elektrikli araçtaki güç akışı.....	77

Şekil 3.10.	Sürüş çevrimlerine ait hız profillerinin akıma dönüştürülmesi	79
Şekil 3.11.	Sürüş çevrimlerinin yüzdesel güç profilleri.....	79
Şekil 3.12.	MATLAB/Simulink ortamında oluşturulan pil modeli	80
Şekil 3.13.	Parametre tahmininin şematik diyagramı	81
Şekil 3.14.	Batarya modelinin parametre tahmini öncesindeki ve sonrasındaki voltaj davranışı ve parametrelerin BŞD'ye bağlı değişimi	82
Şekil 3.15.	Kalman Filtresi modeli	87
Şekil 4.1.	NMC pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı.....	92
Şekil 4.2.	NMC pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı	92
Şekil 4.3.	NMC pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı.....	93
Şekil 4.4.	NCA pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı	94
Şekil 4.5.	NCA pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı.....	95
Şekil 4.6.	NCA pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı	96
Şekil 4.7.	LFP pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı.....	97
Şekil 4.8.	LFP pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı	98
Şekil 4.9.	LFP pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı.....	99
Şekil 4.10.	NMC pilin WLTP çevrimi altında GKF ve KKF ile BŞD tahminin karşılaştırılması	100
Şekil 4.11.	NMC pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri	101
Şekil 4.12.	NCA pilin WLTP çevrimi altında GKF ve KKF ile BŞD tahminin karşılaştırılması	102
Şekil 4.13.	NCA pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri.....	103
Şekil 4.14.	LFP pilin WLTP çevrimi altında GKF ve KKF ile BŞD tahminin karşılaştırılması	104
Şekil 4.15.	LFP pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri	105
Şekil 4.16.	NMC pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması	106
Şekil 4.17.	NMC pil için GRU, GKF ve KKF'nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması	107
Şekil 4.18.	NCA pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması	108
Şekil 4.19.	NCA pil için GRU, GKF ve KKF'nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması	109
Şekil 4.20.	LFP pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması	110
Şekil 4.21.	LFP pil için GRU, GKF ve KKF'nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması	110

ÇİZELGELER DİZİNİ

		Sayfa
Çizelge 2.1.	Elektrikli araç bataryalarının incelenmesi.....	15
Çizelge 2.2.	BŞD tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması.....	32
Çizelge 2.3.	Batarya modellerinin karşılaştırılması.....	58
Çizelge 3.1.	Kullanılan pillerin özellikleri.....	69
Çizelge 3.2.	HPPC test profili.....	74
Çizelge 3.3.	Dinamik Stres Testi prosedürü.....	75
Çizelge 3.4.	NMC, NCA ve LFP pil için GKF ve KKF matrisleri.....	87
Çizelge 3.5.	Üç pil kimyası için GRU ile BŞD tahmininde kullanılan eğitim, doğrulama ve test veri setleri.....	88
Çizelge 3.6.	GRU ile BŞD tahmini için hiperparametre seçimi.....	89
Çizelge 4.1.	NMC pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri.....	93
Çizelge 4.2.	NCA pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri.....	96
Çizelge 4.3.	LFP pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri.....	99
Çizelge 4.4.	NMC, NCA ve LFP piller için GKF ve KKF'nin tahmin sonuçlarının karşılaştırılması.....	105
Çizelge 4.5.	NMC pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı..	106
Çizelge 4.6.	NCA pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı...	108
Çizelge 4.7.	LFP pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı....	109
Çizelge 5.1.	NMC, NCA ve LFP piller için elde edilen BŞD tahmin sonuçları.....	111

1. GİRİŞ

Taşımacılık sektörünün küresel ısınmaya olan katkısını azaltmak amacıyla Elektrikli Araç (EA)'lar ve Hibrit Elektrikli Araç (HEA)'lar İçten Yanmalı Motora sahip konvansiyonel araçların yerini almak için en umut verici çözüm olarak kabul görmüştür. EA'ların çevreci olmalarının yanı sıra sessiz çalışmaları, yüksek enerji verimliliği, düşük yakıt maliyetleri, enerji geri kazanımı ve kullanımının kolay olması gibi avantajları da bu teknolojiyi cazip kılmaktadır.

EA'larda enerji kaynağı ultrakapasitör, batarya veya yakıt pili olabilir. Yüksek enerji ve güç yoğunluğu, düşük kendi kendine deşarj oranı, uzun çevrim ömrü gibi avantajlarından dolayı HEA ve EA'larda güç kaynağı olarak lityum-iyon bataryalar tercih edilirler. Ancak lityum-iyon bataryaların elektrikli araç uygulaması için arzu edilen bu özelliklerine rağmen sıcaklık ve voltaj aşırılıklarına karşı hassas bir karakteristiğe sahip olması güvenlik açısından risk taşımaktadır (Ashok vd., 2022; Danko vd., 2019; Zheng vd., 2018).

Aşırı akım, aşırı voltaj, aşırı şarj/deşarj gibi uygun olmayan çalışma şartları bataryalarda hızlı yaşlanma süreci, yangın ve patlama gibi çeşitli güvenlik sorunlarını meydana getirir. Bunu önlemek için bataryaların bir Batarya Yönetim Sistemi (BYS) tarafından sürekli olarak izlenmesi ve kontrol edilmesi gerekir. Elektrikli araç bataryaları aracın yüksek güç ve yüksek voltaj ihtiyacını karşılayabilmek için birbirine seri veya paralel bağlı yüzlerce tekil hücreden oluşur. Dolayısıyla oldukça karmaşık olan bu yapının BYS tarafından dikkatli bir şekilde kontrol edilmesi HEA ve EA'ların güvenliği ve verimliliği üzerinde kritik role sahiptir (Liu vd., 2019).

HEA ve EA'lar için BYS'lerin anahtar teknolojileri batarya modeli, batarya şarjı ve batarya iç durumlarının tahminidir. Etkili bir batarya modeli bataryanın davranışını analiz etme, batarya durumunu görüntüleme, gerçek zamanlı kontrol tasarımı, termal yönetim ve arıza tespiti için kritiktir. Bunun yanı sıra bataryanın çalışma durumlarını yönetmede önemli rol oynayan Batarya Şarj Durumu (BŞD), Batarya Yaşlanma Durumu (BYD), Batarya Güç Durumu (BGD) gibi batarya iç durumları doğrudan ölçülemez. Bu nedenle uygun tahmin algoritmaları kullanılarak tahmin edilmeleri gerekir. Batarya şarjı da yine

batarya güvenliği ve servis ömrü üzerinde doğrudan etkilidir. İyi tasarlanmış bir şarj stratejisi bataryayı hasara, aşırı sıcaklık değişimlerine karşı korur ve aynı zamanda enerji dönüşüm veriminin iyileştirilmesini sağlar.

EA uygulamalarında akım, voltaj ve sıcaklık sensörler vasıtasıyla doğrudan ölçülebilir. Bu ölçümler iyi modellenmiş bir batarya modeli ile adapte edilmiş bir durum tahmin algoritmasında kullanılarak BŞD, BYD gibi batarya iç durumlarının tahmini gerçekleştirilebilir. Elde edilen tahmin bilgilerine göre BYS bataryanın çalışmasını kontrol eder. Batarya güvenliği açısından olağan dışı bir durum oluşması halinde alarm modülü ve güvenlik modülü bu durumu elimine etmek için çalışır. Bu nedenle batarya modelleme, durum tahmini ve batarya kontrolü BYS'nin anahtar teknolojisidir (Liu vd., 2019). Örneğin batarya iç durumlarından biri olan BŞD'nin doğru bir şekilde tahmin edilmesi 3 ana husus için önemlidir: 1- Bataryanın aşırı şarj ve deşarjdan korunması, 2- Hibrit elektrikli araçlar için daha verimli bir enerji yönetim stratejisinin uygulanması, 3- Elektrikli araçların menzilin belirlenmesi (Zheng vd., 2018).

Bu tez çalışmasında EA ve HEA'larda yaygın olarak kullanılan Nikel Mangan Kobalt (NMC), Nikel Kobalt Alüminyum (NCA) ve Lityum Demir Fosfat (LFP) kimyasına sahip piller için literatürde yaygın olarak kullanılan üç farklı BŞD tahmin yönteminin karşılaştırması yapılmıştır. Bu yöntemler modellemeye dayalı yaklaşımlar olan Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF), Koksuz Kalman Filtresi (KKF) ve bir yapay sinir ağı yaklaşımı olan Kapı Özyinelemeli Geçitler (Gated Recurrent Unit, GRU)'dir. Modelleme ve tahminler MATLAB/Simulink ortamında gerçekleştirilmiştir. GKF ve KKF ile BŞD tahmini yapılabilmesi için öncelikle batarya modellerinin elde edilmesi gerekmektedir. Bu nedenle öncelikle üç pil kimyası için batarya modelleri oluşturulmuştur. Daha sonra modeller Kalman Filtreleri ile entegre edilerek BŞD tahmini gerçekleştirilmiştir. GRU ile BŞD tahmininde ise deneysel olarak elde edilen veri setleri ağı eğitimi için kullanılarak üç pil için ayrı ayrı sinir ağı mimarisi kurulmuştur. Her bir pil kimyası için üç yöntemin performansı karşılaştırılmıştır. Tezin yapısı şu şekildedir: Bölüm 2'de ilk olarak Hibrit ve Elektrikli Araçlar, elektrikli araçlarda kullanılan lityum-iyon piller tanıtılmıştır. Devamında ise BŞD'nin öneminin daha iyi anlaşılabilmesi için lityum-iyon pillerin güvenliğini ve performansını etkileyen faktörler, pillerde

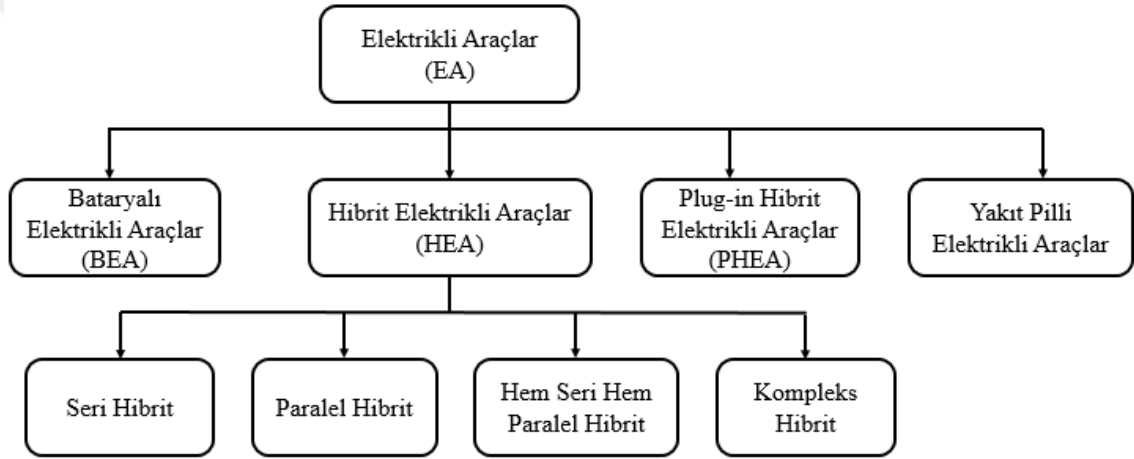
oluřabilecek arıza durumları anlatılmıřtır. Oluřabilecek risklerin önlenmesinde Batarya Yönetim Sistemi (BYS)'nin rolü, BřD tahmin yöntemlerinden ve batarya modellerinden bahsedilmiřtir. Bölüm sonunda ise literatürdeki mevcut çalışmaların özeti sunulmuřtur. Bölüm 3'te Materyal ve Yöntem bařlıęı altında tez çalışması kapsamında gerçekteřtirilen testler, Kalman Filtreleri ile BřD tahmininde kullanılacak olan batarya modeli, MATLAB ortamında kurulan simülasyon modelleri hakkında bilgiler verilmiřtir. Bölüm 4'te elde edilen bulgular iki kısım olarak verilmiřtir. İlk kısımda her bir pil için ayrı ayrı batarya modellerinin sonuçları ve ikinci kısımda BřD tahmin sonuçları verilmiřtir. Son olarak Bölüm 5'te elde edilen sonuçlar özetlenmiřtir.



2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. Hibrit ve Elektrikli Araçlar

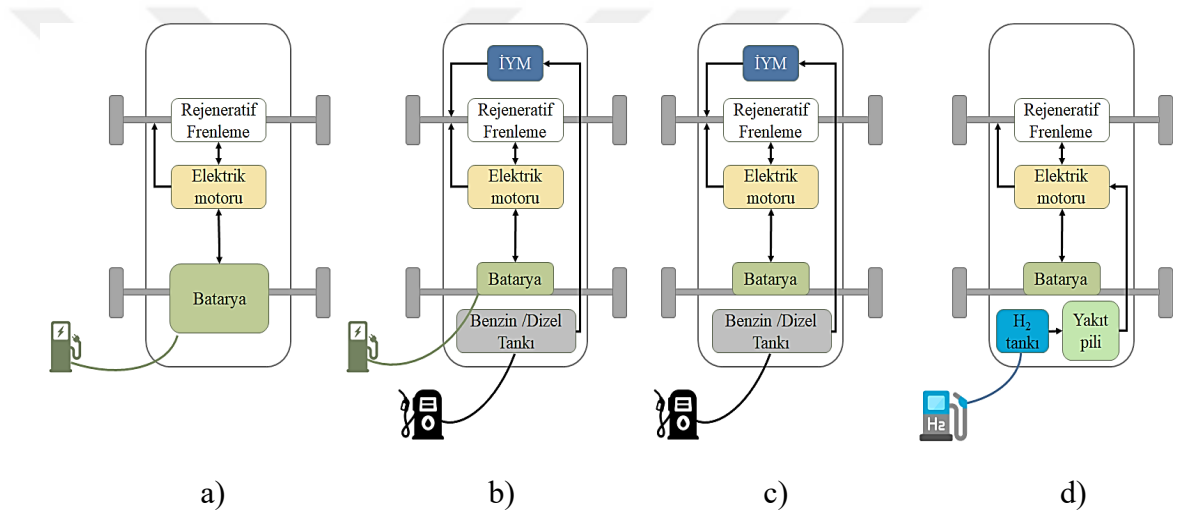
Elektrikli araçlar tahrik gücünü konvansiyonel araçlardaki içten yanmalı motor (İYM) yerine bir enerji depolama sistemi ve elektrik motoru kullanarak sağlar. Bu araçlar genellikle Şekil 2.1'deki gibi dört temel gruba ayrılırlar: Bataryalı Elektrikli Araçlar (BEA), Hibrit Elektrikli Araçlar (HEA), Plug-in Hibrit Elektrikli Araçlar (PHEA) ve Yakıt Pili Elektrikli Araçlar (YPEA). Her bir elektrikli araç sınıfının çekiş mimarisi ise Şekil 2.2'de verilmiştir.



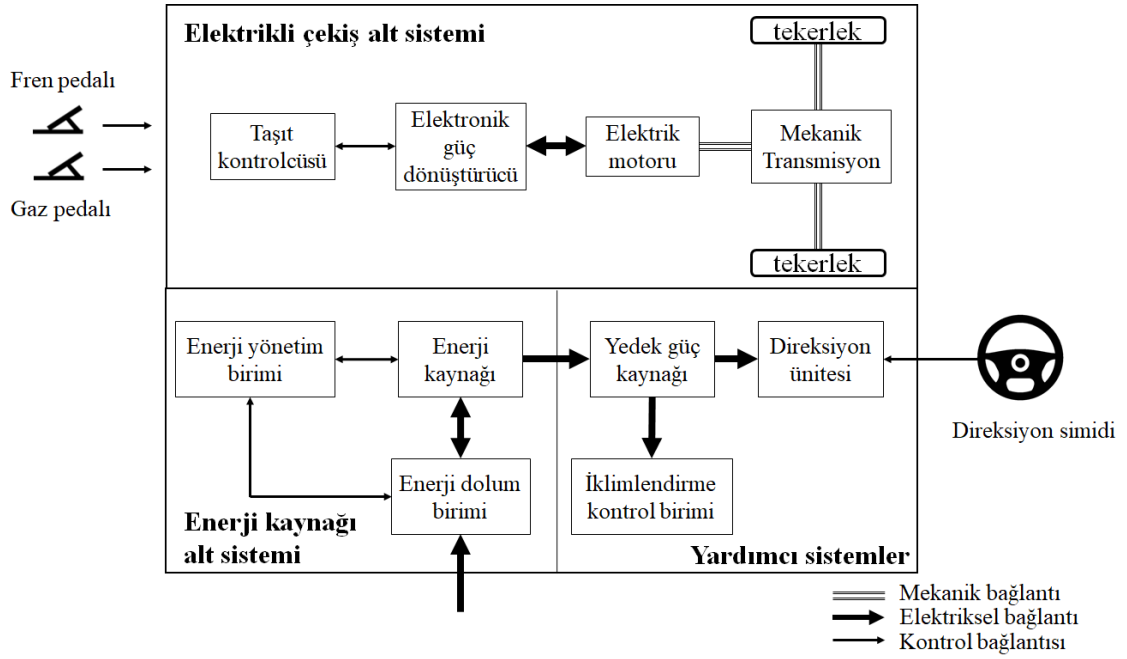
Şekil 2.1. Elektrikli araçların sınıflandırılması

Bir BEA'nın çekiş sistemi Şekil 2.2 a'daki gibidir. BEA'lar enerji kaynağı olarak bir batarya ile birlikte bir veya daha fazla elektrik motoru kullanır. Bu çekiş sistemi aracın kontrolünü elektrikli tahrik sistemi, enerji kaynağı ve yardımcı sistemler (Şekil 2.3) olmak üzere üç temel alt sistem ile gerçekleştirir. Elektrikli tahrik alt sistemi araç kontrolörü, güç elektroniği dönüştürücüsü, elektrik motoru, vites kutusu ve tahrik tekerleklerini barındırır. Enerji kaynağı alt sistemi enerji depolama sistemi, enerji yönetim birimi ve şarj birimini içerir. Hidrolik direksiyon ünitesi, kabin içi iklimlendirme kontrol ünitesi ve yardımcı besleme ünitesi ise yardımcı alt sistemi oluşturur. Gaz ve fren pedalından gelen sinyaller araç kontrolörü tarafından elektronik güç dönüştürücüsüne iletilir. Elektronik güç dönüştürücüsü elektrik motoru ile batarya arasındaki güç akışını

düzenler. Araç üzerindeki elektrik sistemlerinin ihtiyaç duyduğu tüm güç enerji depolama sistemi (batarya) tarafından sağlanır. Bataryalar şarj istasyonlarındaki şebeke elektriğinden, ev prizleri gibi şebeke dışı kaynaklardan şarj edilebildiği gibi araç içerisinde rejeneratif frenleme sayesinde de gerçekleştirilebilir. Rejeneratif frenleme durumunda elektrik motoru bir jeneratör gibi çalışarak tekerleklerdeki enerjinin bir kısmının bataryalarda depolanmasını sağlar. Bu durumda güç akışı tekerleklerden bataryaya doğru olur. Enerji yönetim ünitesi araç kontrol ünitesi ile haberleşerek enerji geri kazanımını kontrol eder. Yardımcı güç kaynağı ise elektrikli araçtaki tüm yardımcı sistemler için farklı voltaj seviyelerinde güç sağlar (Ehsani vd., 2018; Husain, 2021).



Şekil 2.2. Elektrikli araçların mimari yapıları a) Bataryalı Elektrikli Araç b) Plug-in Hibrit Elektrikli Araç c) Hibrit Elektrikli Araç d) Yakıt Pili Elektrikli Araç

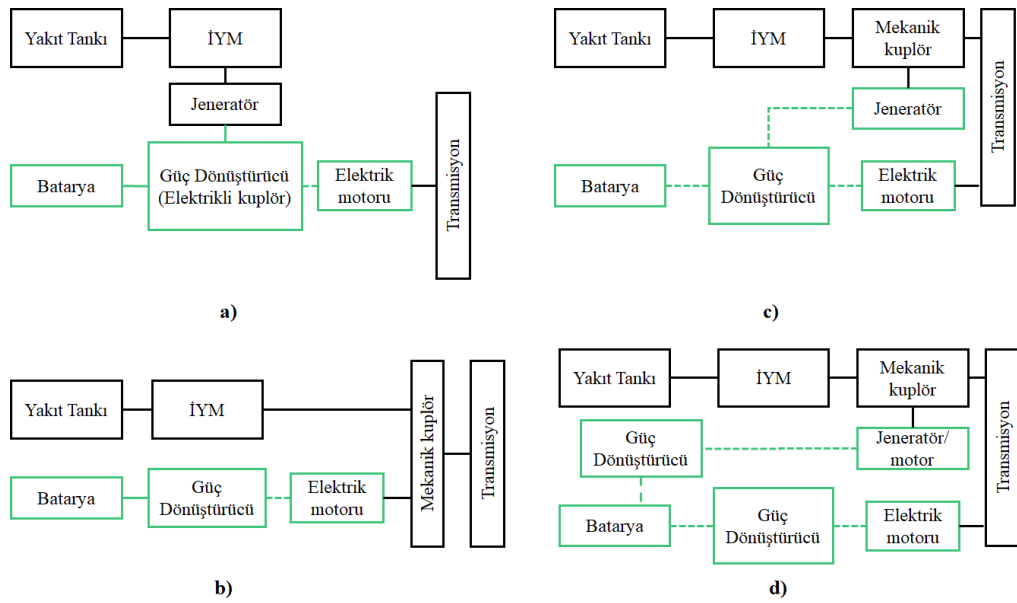


Şekil 2.3. Elektrikli araç alt sistemleri

Enerji depolama sistemlerinin otomotiv uygulamalarında kullanım için yeterli teknolojik doygunluğa ulaşamamaları nedeniyle BEA'ların yaygınlaşması hemen olmamıştır. İYM'li araçlardan tamamen elektrikli araçlara geçişte ara teknoloji olarak HEA'lar geliştirilmiştir. HEA'lar taşıtın tahrik edilmesi için en az iki farklı güç kaynağını kullanır. Bunlardan birisi konvansiyonel araçlardaki içten yanmalı motor, diğeri ise elektrik motorudur. Böylelikle her iki teknolojinin avantajlarından faydalanmayı ve taşıt veriminin iyileştirilmesini sağlar. Şekil 2.2 c'de bir HEA'nın mimari yapısı verilmiştir. Üretilen güç tahrik sistemi tarafından mekanik, elektriksel veya hem mekanik hem de elektriksel bileşenlerin kombinasyonu ile tekerleklerle aktarır. Birincil güç kaynağı içten yanmalı motordur. Elektrik motoru ise taşıtın çekiş talebini karşılamak için içten yanmalı motora destek olan ikincil bir güç kaynağıdır. Elektrik motoru gücünü bir enerji depolama sisteminden alır. Enerji depolama sistemi olarak kullanılabilecek olası teknolojiler ultrakapasitörler, volanlar ve bataryalardır. Ancak günümüzdeki mevcut araçlarda batarya kullanımı yaygındır. HEA'larda kullanılan bataryalar şebeke elektriği ile şarj edilemez. Bataryalar İYM ile ya da frenleme esnasında rejeneratif frenleme ile şarj edilir. İYM tarafından şarj edilmesi durumunda elektrik motoru jeneratör gibi çalışır ve mekanik enerjiyi elektrik enerjisine dönüştürerek bataryalara iletir. İYM ve elektrik motorunun bir

arada kullanılması İYM'nin yüksek verim noktalarında çalıştırılabilmesi, aynı güç çıkışı için daha küçük boyutlarda İYM kullanılması ve vites kutusu dişli oranları sayısının azaltılması bakımından klasik tahrik sistemlerine göre üstünlük sağlar. Bunun yanı sıra yakıt ekonomisi, düşük emisyon ve gürültü, daha uzun motor ve fren sistemi ömrü ile birlikte daha düşük operasyonel maliyet gibi avantajlar da sunar (Ehsani vd., 2018; Hasan vd., 2021; Husain, 2021).

Hibritleşme farklı derecelerde ve farklı mimari yapılarla gerçekleştirilebilir. Hibritleşme derecesi, elektrik motorunun gücünün İYM ve EM'nun güçlerinin toplamına oranıdır. Temelde dört hibritleşme derecesi bulunur. Bunlar mikro hibrit, hafif hibrit, orta hibrit ve tam hibrit şeklindedir. Mikro hibritten tam hibrite doğru gidildikçe elektrik motorunun gücü artar ve motor start&stop, rejeneratif frenleme, motor desteği ve tamamen elektrikli sürüş fonksiyonlarını kullanma imkanı sağlar (Khajepour, 2014). Örneğin mikro hibrit araçlarda yalnızca motor start&stop fonksiyonu bulunurken orta hibrit araçlarda start&stop, rejeneratif frenleme, motor desteği fonksiyonları bulunur. Tam hibritte ise bunlara ek olarak tahrik gücü tamamen elektrik motoru tarafından karşılanabilir. Mimari yapılarına göre ise seri hibrit, paralel hibrit, seri-paralel hibrit ve kompleks hibrit olmak üzere dört farklı uygulaması vardır. Bu yapılar Şekil 2.4'te verilmiştir.

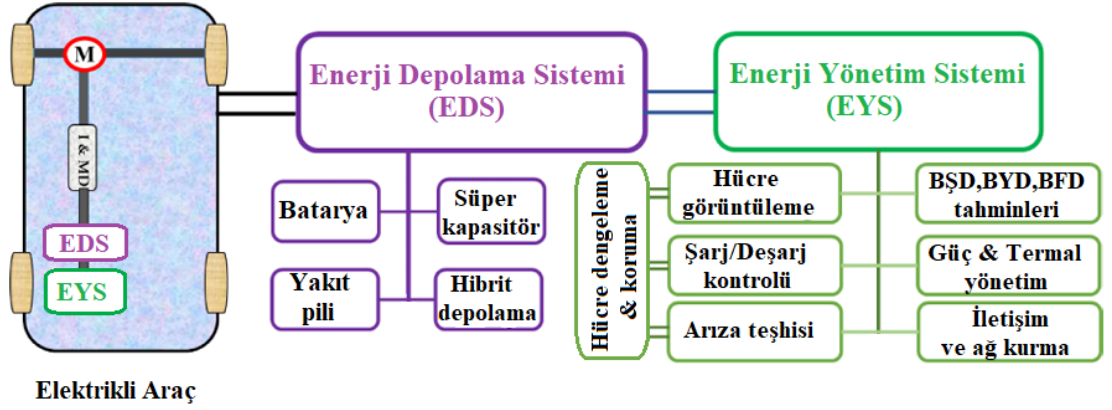


Şekil 2.4. Farklı HEA mimarileri a) Seri hibrit b) Paralel hibrit c) Seri-paralel hibrit d) Kompleks hibrit

Plug-in Hibrit Elektrikli Araç (PHEA)'lar HEA'lara benzer. Ancak temel farkı HEA'ların aksine PHEA'ların rejeneratif frenleme ve İYM ile şarjın yanı sıra Şekil 2.2. b'de gösterildiği gibi bir elektrik prizi ile şebekeden de şarj edilebilmesidir. Ayrıca daha yüksek kapasiteye sahip enerji depolama sistemlerinin kullanılması PHEA'ların daha uzun süreli kullanılmasını sağlar. İYM ise ikincil güç kaynağı olarak uzun mesafeli sürüşlerde ek güç ve menzil sağlamak amacıyla kullanılmaktadır (Liu, 2017).

Yakıt pilli elektrikli araçlarda birincil güç kaynağı olarak yakıt pili kullanılır. Mimari yapısı seri hibrit elektrikli araçlarınkine benzerdir. Yakıt pilli elektrikli araçlarda bir hidrojen tankı ve bir yakıt pili sistemi bulunur. Hidrojen tankından yakıt piline beslenen hidrojen burada oksijen ile reaksiyona girerek elektrik enerjisi üretir. Üretilen elektrik enerjisi elektrik motoruna ve oradan aktarma organları vasıtası ile tahrik tekerleklerine iletilerek taşıtın hareketi sağlanır. Hidrojen saf olarak ya da farklı fosil yakıtlardan elde edilebilir. Saf hidrojen kullanılması durumunda açığa çıkan egzoz ürünü yalnızca sudur. Hidrojenin fosil yakıtlardan elde edilerek kullanılması durumunda açığa çıkan kirletici emisyon miktarları ise konvansiyonel araçlarınkinden yaklaşık olarak %50 daha düşüktür. Ancak yakıt pilli elektrikli araçlar henüz teknolojik doygunluğa ulaşmamıştır. Bu nedenle günümüzde hibrit ve elektrikli araçlar kadar yaygın değildir (Ehsani vd., 2018; Pistoia, 2010).

Tüm elektrikli araç türleri için en önemli konu kontroldür. Yakıt verimliliğini en üst seviyeye çıkarmak, enerji depolama sistemini uygun çalışma aralıklarında tutarak performansını ve ömrünü iyileştirmek gibi hedefler doğrultusunda elektrikli araç üzerindeki bileşenlerin birbiri ile uyumlu bir şekilde çalışmasının kontrol edilmesi gerekir. Bu kontrol esasen araç güç aktarma organlarının çalışma noktalarını belirleyen bir algoritmadır. Enerji depolama sistemi ile ilişkili kontrol algoritmaları elektrikli araçlarda merkezi bir rol oynar. Şekil 2.5'te enerji yönetim sistemi tarafından kontrol edilen parametreler verilmiştir. Çalışma değişkenlerinin değerlerini belirleyen basit voltaj, akım ve sıcaklık ölçümlerinden BŞD tahmini, güç kapasitesi tahmini ve bataryanın yaşlanma durumuna kadar batarya algoritmaları hibrit ve elektrikli araç sistemlerinin her yönüne nüfuz etmiştir. Burada özellikle BŞD tahmini aracın performansı, yakıt ekonomisi ve emisyonlar üzerinde kritik etkiye sahiptir (Hasan vd., 2021; Husain, 2021).



Şekil 2.5. Hibrit ve elektrikli araç uygulamaları için gerekli enerji depolama sistemi ve enerji yönetim sistemi (Hasan vd., 2021)

2.2. Elektrikli Araçlarda Kullanılan Lityum-iyon Piller

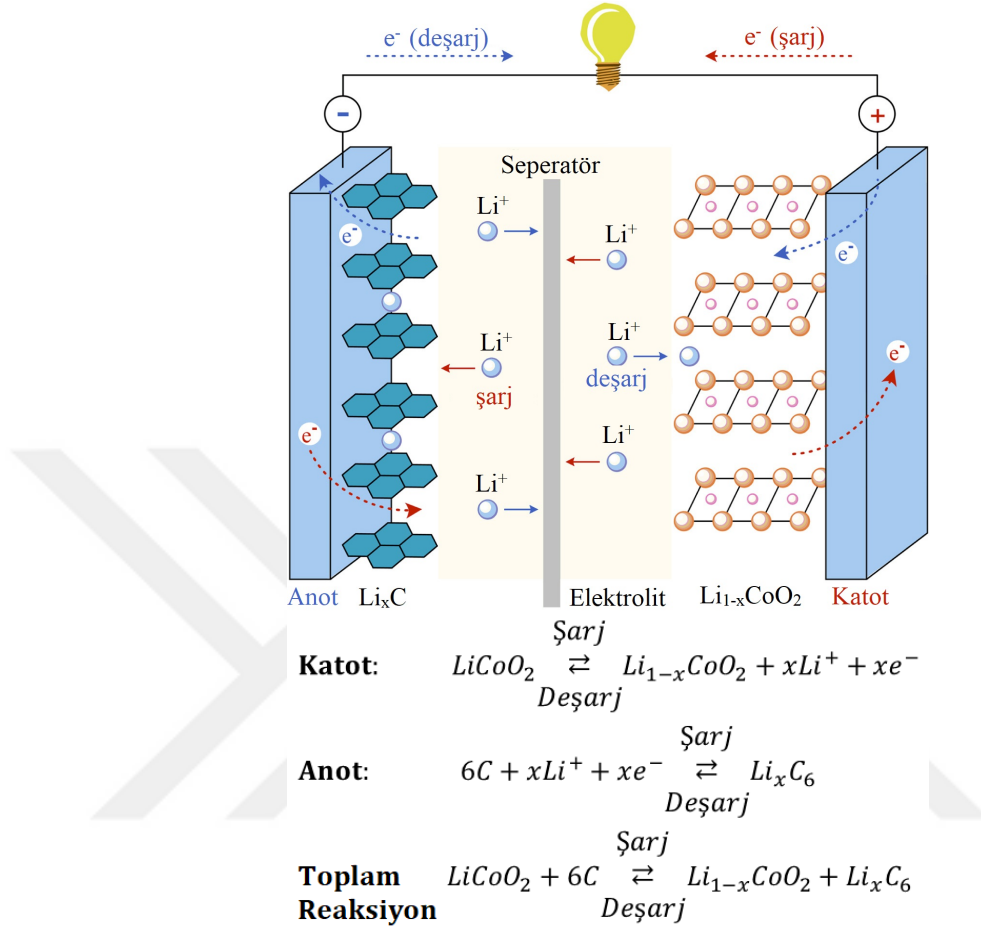
Taşıt uygulamalarında kullanılan enerji depolama sistemlerinin özgül enerji, özgül güç, verimlilik, maliyet, güvenlik ve çevre dostu olma gibi çeşitli gereksinimleri karşılaması beklenir. Bunların içerisinde özgül enerji ve özgül güç taşıt performansı açısından ön plana çıkan iki önemli kriterdir. Özgül enerji bataryanın birim ağırlığı başına enerji kapasitesini (Wh/kg) ifade eder. Özgül güç ise batarya birim ağırlığı başına bataryanın kısa süre içerisinde sağlayabileceği maksimum güçtür (W/kg). Bataryalı elektrikli araçlarda özgül enerji aracın menzilini kısıtladığı için ilk dikkate alınması gereken husustur. HEA’larda enerji bir İYM tarafından karşılanırken yokuş tırmanma, ivmelenme ve rejeneratif frenleme gibi durumlarda aracın performansını koruyabilmek için yeterli güce ihtiyaç duyulur. Bu nedenle HEA uygulamaları için özgül enerjiden ziyade özgül güç önem arz eder (Ehsani vd., 2018).

Enerji depolama sisteminden beklenen nitelikler göz önünde bulundurulduğunda hibrit ve elektrikli araçlar için uygun olan ve yaygın olarak kullanılan pil tipleri Kurşun-asit, Nikel-Metal Hidrit (NiMH), Nikel-Çinko (Ni-Zn), Nikel-Kadmiyum (Ni-Cd) ve lityum-iyon pillerdir. Bunların dışında metal-hava, sodyum-iyon, lityum-sülfür vb. gibi alternatif pil teknolojileri de mevcuttur. Ancak bu teknolojiler henüz gelişimini tamamlayamadığı için yaygınlaşmamıştır. Kurşun-asit piller düşük maliyet, yüksek özgül güç, hızlı şarj

olma kabiliyetleri, sıcaklık değişimine karşı güvenilir olma gibi çeşitli avantajlara sahiptir. Ancak düşük özgül enerji, kısıtlı çevrim ömrü ve alt kesme voltajının yüksek olması gibi dezavantajlara sahiptir. Nikel-Metal Hidrit piller kurşun-asit pillerin iki katı kadar enerji yoğunluğuna ve özgül enerji değerine sahiptir. Uzun çevrim ömrü, hızlı şarj olma kapasitesi ve geniş bir çalışma sıcaklığı aralığı sunsalar da başlangıç maliyetlerinin çok yüksek olması, çevrim ömrünün yüksek deşarj akımlarına duyarlı olması ve en iyi performansını %20- %50 şarj aralığında vermesi NiMH piller için dezavantajdır. Nikel-Çinko piller ise yüksek özgül enerji ve güç yoğunluğu, düşük maliyet, geniş çalışma sıcaklığı aralığı gibi avantajlarından dolayı elektrikli araçlarda kullanıma uygundur, ancak düşük çevrim ömürleri Nikel-Çinko pillerin elektrikli araçlarda kullanımını kısıtlar. Nikel-kadmiyum piller de elektrikli araçlarda kullanım için benzer avantajları sağlar, ancak bu pillerin dezavantajı ise yüksek maliyetleri, düşük enerji yoğunluğu ve kadmiyumun çevre kirliliğine sebep olmasıdır. Lityum-iyon piller 1991’de piyasaya sürülmesinden bu yana sundukları yüksek enerji yoğunluğu, güç yoğunluğu, uzun ömür gibi avantajlarından dolayı büyük ilgi görmüştür ve günümüzde elektrikli araçlarda kullanılan pil teknolojisini domine etmektedir (Barman ve Azzopardi, 2023; Camargos vd., 2022; Khajepur, 2014).

1980 yılına kadar geliştirilen pillerin hiçbirinde lityum iyonu içeren katot malzemesi kullanılmamıştır. 1985 yılında Yoshino ve Goodenough, katot malzemesi lityum iyonları içeren bir metal oksit (LiCoO_2) ve anot malzemesi karbon olan bir pil geliştirerek lityum-iyon pillerin temelini atmışlardır (Yoshino, 2022). Şekil 2.6’da bir lityum-iyon pilin şematik gösterimi verilmektedir. Lityum-iyon pillerin çalışma prensibi elektrokimyasal interkalasyon prensibine dayanır. İnterkalasyon, farklı türdeki atom veya molekül katmanları arasına atom veya moleküllerin girmesi ve çıkması şeklinde tanımlanabilecek bir fiziksel kavramdır. Tamamen şarj olmuş bir pilin anot elektrodunun karbon katmanları arasında lityum bulunur. Pil deşarj edildiğinde lityum iyonları elektrolit boyunca katoda doğru hareket eder. Bu esnada elektronlar faydalı iş üretilebilmesi için dış devreden geçmek zorundadır. Katotta lityum-iyonları elektronlar ile yeniden birleşerek metal oksit katmanları arasına girer. Pil şarj edilirken reaksiyonlar tersi yönde gerçekleşir, lityum

anoda doğru geri hareket eder. Lityum iyonlarının anot ve katot arasındaki bu gidip gelme hareketi sallanan sandalye mekanizması olarak da ifade edilir (Wang vd.,2019).



Şekil 2.6. Bir lityum-iyon pilin şematik gösterimi

Pilin performansını kullarılan elektrot ve elektrolit malzemeleri belirler. Yoshino ve Goodenough'ın katotta LiCoO₂ ve anotta karbon kullanarak geliştirdiđi birinci nesil lityum-iyon pillerin ikinci ve üçüncü nesillerinde daha yüksek enerji yoğunlukları elde etmek amacıyla anot, katot ve elektrolit malzemelerinde iyileştirmeler yapılarak farklı lityum-iyon pil çeşitleri geliştirilmiştir.

Kullarılan elektrolit malzemesi elektrot malzemelerine bađlı olarak deđişse de genellikle LiPF₆ gibi lityum tuzları ve organik çözücülerden oluşur. Anot olarak kullanılacak malzemenin yüksek kapasiteye ve düşük voltaja sahip olması istenir. Grafit kabul edilebilir kapasitesi ve düşük maliyetlerinden dolayı günümüzde temel anot malzemesi

olarak kullanılır. Lityum titanat ($\text{Li}_4\text{Ti}_5\text{O}_{12}$, LTO), lityum-metal ve $\text{Li}(\text{Si})$ alaşımları gibi gelişme aşamasında olan malzemeler de vardır (Liu vd., 2022; Miao vd., 2019; Wang vd., 2019). Ancak bunlar düşük kapasiteye ve yüksek voltaja sahip olma eğilimindedirler. Bu da daha düşük enerji yoğunlukları ile sonuçlanmaktadır. Silikon ise pek çok araştırmacı tarafından çalışılan bir malzemedir ancak silikonun en büyük dezavantajı şarj ve deşarj esnasında büyük oranlarda genişleyip büzülmesidir. Buna çözüm olarak grafit/silikon karışımı kompozit anot malzemeleri geliştirilmiştir ancak yine de grafit anot kadar yaygınlaşamamıştır (Liu vd., 2022; Wang vd., 2019).

Katot malzemesinin ise yüksek voltaj ve yüksek kapasiteye sahip olması beklenir. Lityum Nikel Oksit (LiNiO_2) yüksek voltaj, yüksek teorik kapasite ve düşük maliyetlere sahip olması nedeniyle katot malzemesi olarak dikkat çekmektedir. Ancak LiNiO_2 üretiminde büyük özen gerektirdiğinden ve biraz daha az pratik bir elektrot malzemesi olduğundan bu malzemenin Co, Fe, Mn, Al, Ti ve Mg ile katı çözeltileri geliştirilmiştir. Bunların içerisinde en yaygın olanları Nikel Mangan Kobalt Oksit (Nickel Manganese Cobalt Oxide, NMC), Nikel Kobalt Alüminyum (Nickel Cobalt Aluminium, NCA), Lityum Demir Fosfat (Lithium Iron Phosphate, LFP), Lityum Mangan Oksit (Lithium Manganese Oxide, LMO) ve Lityum Kobalt Oksit (Lithium Cobalt Oxide, LCO)'tir. Bu malzemelerin sahip olduğu farklı kristal yapılar farklı performans özellikleri sunmaktadır (Camargos vd., 2022; Duan vd., 2020; Miao vd., 2019).

1991'de Sony tarafından geliştirilen Lityum Kobalt Oksit (LiCoO_2 , LCO), lityum-iyon pillere başarılı bir şekilde uygulanan ilk katot malzemesidir. LCO piller termal kararsızlığa sahiptir ve bu nedenle sürekli sıcaklık takibi gerektirir. Diğer bir dezavantajı ise düşük kullanım ömrüne sahip olmasıdır (Camargos vd., 2022; Salgado vd., 2021). Bunların yanı sıra kobaltın sınırlı bulunabilirliğinin maliyeti artırması LCO'nun elektrikli araçlarda kullanım için iyi bir seçenek olmasını zorlaştırır (Miao vd., 2019).

Lityum Mangan Oksit (LiMn_2O_2 , LMO) piller 1980'lerde bulunmuştur ve 1995 yılında ticarileşmiştir. LMO'nun kimyasal yapısı iyonların elektrotlar boyunca akışını kolaylaştıran üç boyutlu spinel bir yapıdır. Bu sayede daha düşük iç direnç ve daha iyi akım kullanımı sunmaktadır. İç direncinin düşük olması hızlı şarj ve yüksek akımlarda

deşarj edebilme avantajı sağlar. LCO'ya kıyasla daha iyi termal kararlılığa sahiptir ancak kullanım ömrü daha düşüktür. Bu da toplam maliyeti arttırır (Camargos vd., 2022; Miao vd., 2019). Üretim bakımından LFP pillere göre daha avantajlıdır ancak şarj/deşarj işlemi sırasında Mn çözünmesi nedeniyle düşük enerji yoğunluğu ve zayıf çevrim kararlılığından muzdariptir (Duan vd., 2020). LMO piller Nissan Leaf ve Chevy Bolt gibi ilk elektrikli araç jenerasyonunda önem kazanmıştır ancak zamanla yerini diğer pil kimyalarına bırakmıştır (Salgado vd., 2021).

Lityum Demir Fosfat (LiFePO_4 , LFP) piller 1996'da keşfedilmiştir. LFP iyi bir özgül güce, mükemmel güvenliğe, termal zorlanmalar karşısında kimyasal dirence ve uzun bir kullanım ömrüne sahiptir. Bu piller $-30\text{ }^\circ\text{C}$ ila $+60\text{ }^\circ\text{C}$ arasında geniş bir çalışma sıcaklığı aralığına sahiptir. Lityum demir fosfat içerisindeki atomların birbiri ile güçlü kovalent bağlar kurması ve olivin kristalinin üç boyutlu yapısı LFP pillerde kararlı bir yapı sağlar. Bu nedenle diğer pil kimyaları ile karşılaştırıldığında LFP piller daha yüksek termal güvenlik ve daha uzun çevrim ömrü sunar. Bir diğer önemli avantajı ise lityum katottan tamamen uzaklaştırılsa bile kararlı bir yapıya sahip olduğu için aşırı şarja karşı dayanıklı olmasıdır. Şarj esnasında pozitif elektrotta lityum elektron kaybederek Li^+ haline gelir. Li^+ , elektrolit üzerinden geçerek negatif elektrottaki grafit malzemesine girer ve karbon ile lityum-karbon interkalasyon bileşikleri oluşturur. Bu işlemin tersi gerçekleştiğinde deinterkalasyon esnasında lityum bakımından fakir olan FePO_4 ve lityum bakımından zengin olan Li_yFePO_4 fazları bir arada bulunur. Bu da LFP pillerin karakteristik özelliği olan düz bir voltaj eğrisine sebep olur. Bu durum özellikle LFP pillerde BŞD'nin belirlenmesini zorlaştırır. LFP piller bileşimlerinde kobalt bulunmaması nedeniyle diğer pillere kıyasla daha düşük maliyetlidir. Ancak enerji yoğunluğunun düşük olması LFP piller için bir dezavantajdır. Buna rağmen eşsiz güvenlikleri, yüksek çevrim ömürleri ve düşük maliyetleri nedeniyle otomotiv uygulamaları için popüler hale gelmektedir (Camargos vd., 2022; Duan vd., 2020; Liu vd., 2022; Miao vd., 2019; Zhang vd., 2024).

Lityum Nikel Mangan Kobalt ($\text{Li}[\text{Ni}_x\text{Mn}_y\text{Co}_{1-x-y}]\text{O}_2$, NMC) piller yüksek enerji ve yüksek güç yoğunluğu için tasarlanmıştır. Nikel yüksek özgül enerjiye sahiptir ancak termal kararlılığı düşüktür, mangan ise düşük özgül enerjiye sahiptir ancak spinel yapısı

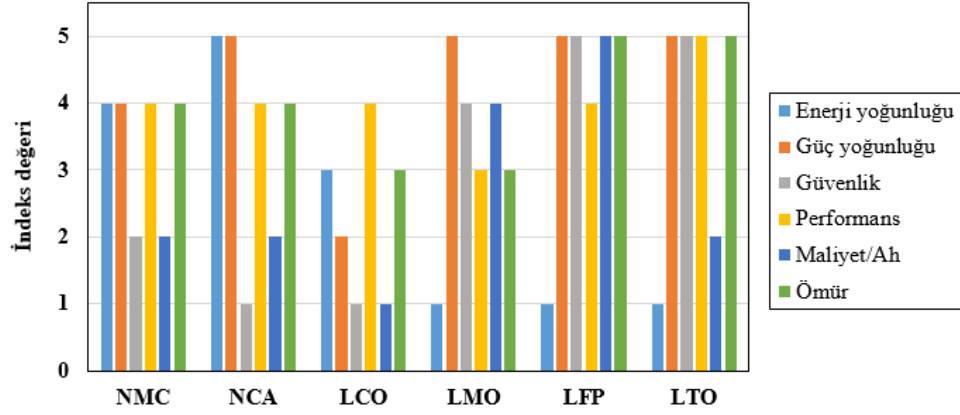
ile düşük iç direnç sağlar. Nikel, mangan ve kobalt oranları üreticiye göre değişir. NMC811 (Nikel 0,8, Mangan 0,1, Kobalt 0,1), NMC333, NMC433, NMC523 ve NMC622 gibi farklı nikel, mangan ve kobalt oranlarına sahip NMC piller geliştirilmiştir. Nikel oranının arttırılması ile aynı voltaj aralığında daha fazla lityum kullanımı yani yüksek enerji yoğunluğu sağlanabilmekte, maliyeti düşürmek için ise kobalt oranı düşük tutulmaktadır. NMC811 ve NCA gibi yüksek Ni içeriğine sahip katot malzemeleri elektrikli araç bataryalarındaki enerji, güç ve maliyet gereksinimlerini karşılamak için umut verici adaylardır. Ancak daha düşük sıcaklıklarda faz geçişlerinin gerçekleşmesi ve daha fazla oksijenin faz geçişleri esnasında serbest bırakılması bu malzemelerin dezavantajıdır. NMC111 için faz geçiş sıcaklığı 260 °C, NMC811 için 135 °C ve NCA için 170 °C civarındadır (Camargos vd., 2022; Duan vd., 2020; Miao vd., 2019).

Lityum Nikel Kobalt Alüminyum ($\text{Li}[\text{Ni}_x\text{Co}_y\text{Al}_{1-x-y}]\text{O}_2$, NCA) piller 1999'da geliştirilmiştir. NMC piller gibi katmanlı katot yapısına sahip olduğu için benzer özellikler gösterir; yüksek özgül enerji, iyi özgül güç ve uzun ömür sunar. NMC'deki mangan yerine alüminyum kullanılması özgül enerjiyi ve kullanım ömrünü iyileştirir. En büyük dezavantajı güvenlik problemlerinin olmasıdır, bu nedenle özel güvenlik takip önlemleri alınması gerekir (Camargos vd., 2022; Tran vd., 2021).

Lityum Titanat Oksit ($\text{Li}_4\text{Ti}_5\text{O}_{12}$, LTO) 1980'lerden beri anot malzemesi olarak bilinir. Lityum titanat negatif elektrotta grafitin yerini alarak malzemeyi spinel bir yapıya dönüştürür. Bu yapı, grafit kullanılan formlara kıyasla daha az ısı açığa çıkmasını sağlar ve böylelikle batarya soğutmasını destekler. Lityumlaşma sırasında hacim değişikliğine uğramaması LTO'yu kullanışlı bir anot malzemesi yapan bir diğer avantajıdır. Ancak düşük elektronik iletkenliğinin olması lityum iyonlarının difüzyonunu zorlaştırır ve yüksek güç taleplerinde düşük performansa sebep olabilir (Camargos vd., 2022; Miao vd., 2019).

Şekil 2.7'de yukarıda bahsedilen ve elektrikli araç bataryalarında sıkça karşılaşılan NMC, NCA, LCO, LMO, LFP ve LTO kimyalarının özgül enerji, özgül güç, güvenlik, performans, maliyet ve ömür bakımından bir karşılaştırması verilmiştir. Çizelge 2.1'de

ise yaygın olarak bilinen elektrikli araç modellerinin batarya paketlerine ait pil kimyaları ve pil özellikleri listelenmiştir.



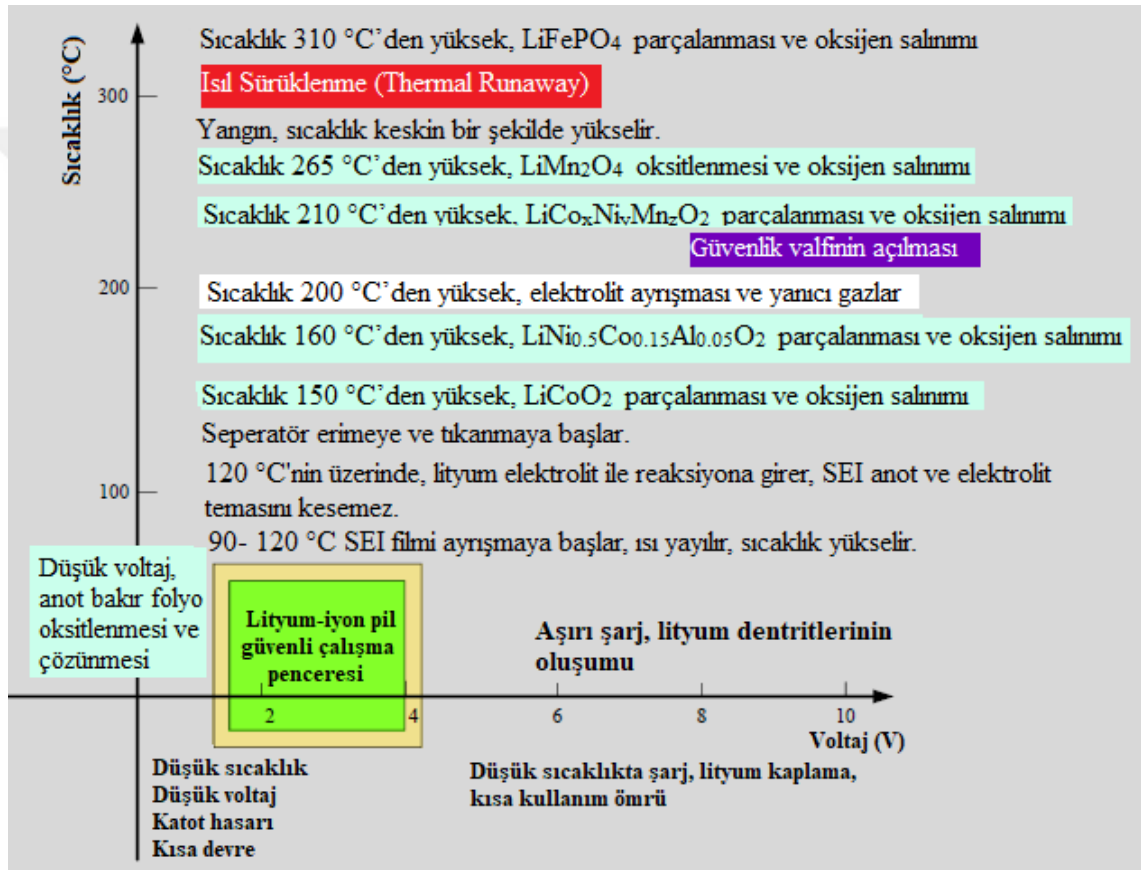
Şekil 2.7. Lityum-iyon pillerin karşılaştırması (Camargos vd., 2022; Zeng vd., 2019)

Çizelge 2.1. Elektrikli araç bataryalarının incelenmesi

EA model	Pil Kimyası	Batarya Enerjisi (kWh)	Kapasite (Ah)	Özgül Enerji (Whkg ⁻¹)	Paket Konf.	Pil Üreticisi	Sürüş menzili (km)
Hyundai Kona	NMC	65	189,6	257	98s3p	LG	390
Nissan Leaf		40	-	224	-	AESC	270
Chevy Bolt		66	180	220	96s3p	LG	417
Porsche Taycan Turbo S		83,7	129,2	259	198s2p	LG	430
Opel Astra		50,8	-	-	102s1p	-	320
TOGG T10X		88,5	73	285	-	Farasis/Siro	523
Chevrolet Spark	LFP	19	-	90-130	-	A123	132
Tesla Model 3		55	163,3	168	106s1p	CATL	415
Tesla Model Y		57,5	-	-	106s1p	CATL	350
BYD Atto 3		60,5	-	-	126s1p	BYD Blade	420
BYD Tang		86,4	-	-	200s1p	BYD Blade	355
MG ZS		50,3	-	-	-	CATL	320
Tesla Model S	NCA	95	-	-	110s72p	Panasonic	575
Tesla Model X		95	3,4	673	110s72p	Panasonic	455
VW e-Golf SEL		35,8	37	185	-	Samsung SDI	201
Nissan Leaf S Plus		62	40	167	-	AESC	364

2.3. Lityum-iyon Pillerde Güvenlik

Bir lityum-iyon pilin kullanım esnasında sürekli olarak kontrol edilerek pil üreticileri tarafından güvenli çalışma penceresi olarak tanımlanan sınırlar içerisinde tutulması gerekir. Bu sınırların dışına çıkılması durumunda güvenlik problemleri oluşmaya başlar ve pilde kalıcı hasarlar meydana gelebilir. Şekil 2.8’de lityum-iyon piller için tanımlanan güvenli çalışma bölgesi ve bu bölgenin dışına çıkıldığında karşılaşılabilecek güvenlik problemleri ve pil arızaları gösterilmiştir.



Şekil 2.8. Lityum-iyon pillerin çalışma sınırları (Lipu vd., 2018)

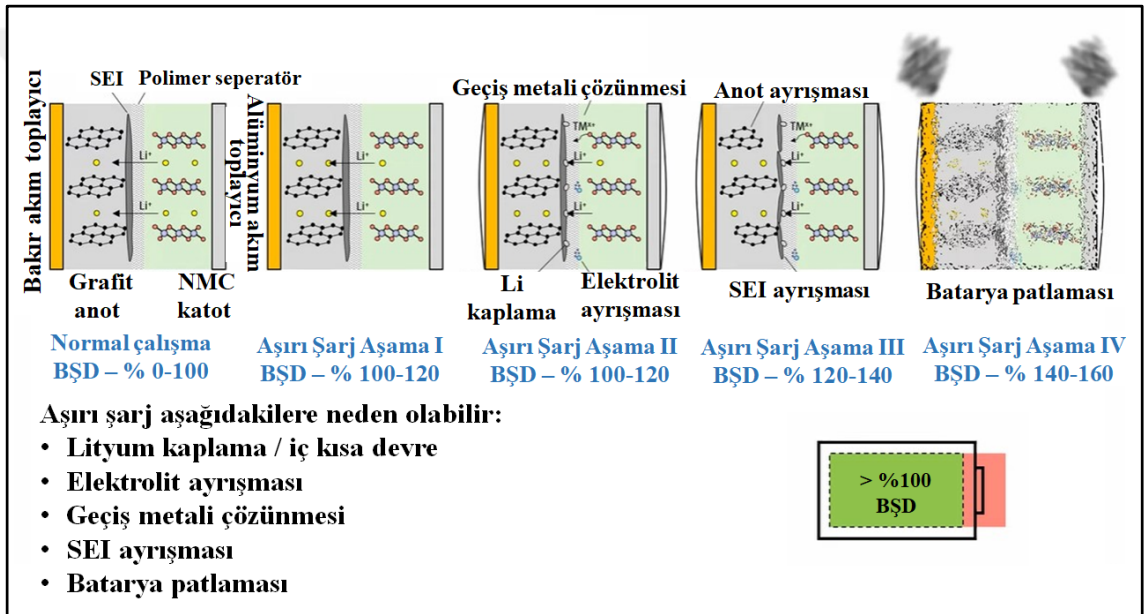
Lityum-iyon pillerde güvenli çalışma penceresini tanımlayan temel faktörler voltaj ve sıcaklıktır. Bu faktörlerin her birisi için alt ve üst limitlerin dışına çıkılması durumunda pil içerisinde çeşitli olaylar gerçekleşir.

2.3.1. Voltaj Etkisi

Lityum-iyon piller için tanımlanan bir çalışma voltajı aralığı vardır. Bu değerler üretici firma tarafından pile ait bilgi formlarında belirtilir. Genellikle üst voltaj sınırı 4,2 V ve alt voltaj sınırı 2 V'tur. 4,2 V'un üzerine çıkılması aşırı şarj, 2 V'un altına inilmesi ise aşırı deşarj olarak ifade edilir. Bataryalar genellikle belirli bir BŞD seviyesine kadar şarj edilir. Bir batarya paketinin voltajı BYS tarafından etkili bir şekilde kontrol edilmediğinde piller arasında tutarsızlıklar meydana gelir. Paket içerisinde bazı piller diğerlerine göre daha yüksek veya daha düşük BŞD seviyesinde kalabilir. Şarja başlamadan önce daha yüksek BŞD'ye sahip olan piller şarj edilmeye devam edilirse aşırı şarja maruz kalır ve üst voltaj sınırını aşar. Benzer şekilde deşarj esnasında düşük BŞD'ye sahip piller daha fazla deşarja maruz kalırsa pil voltajı alt voltaj sınırından daha düşük bir voltaj değerine ulaşır ve aşırı deşarj durumu oluşur (Chen vd., 2021).

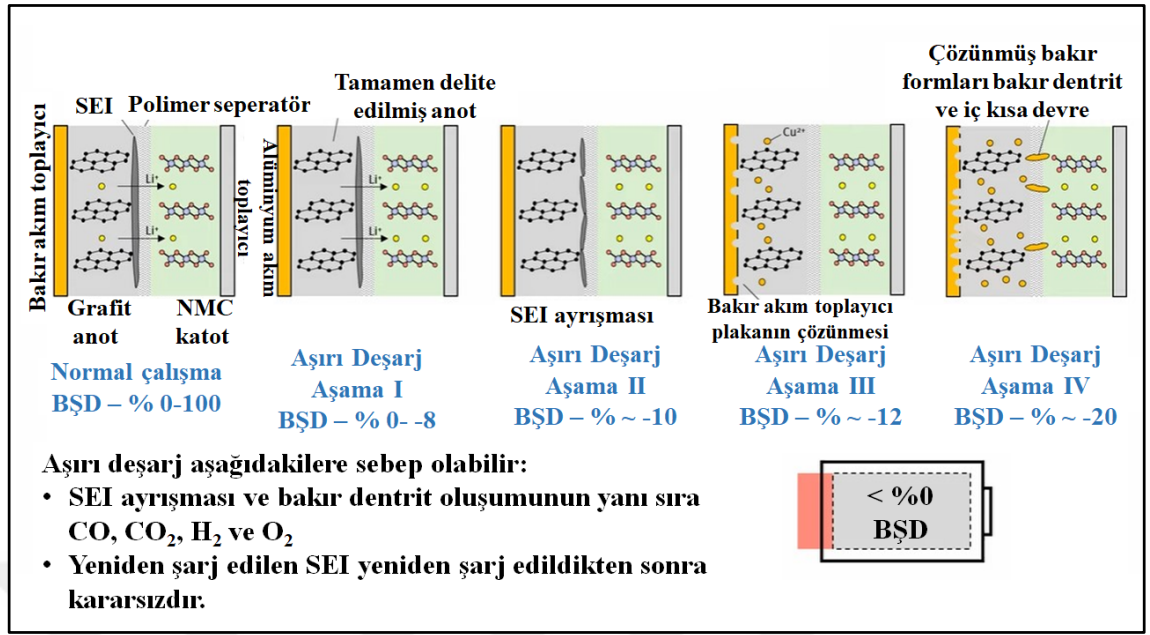
Aşırı şarj lityum-iyon pillerde iki ana soruna sebep olur. Bunlardan ilki lityum kaplamadır. Aşırı akımlarda lityum iyonunu karbon anotun interkalasyon katmanları arasına yeterince hızlı bir şekilde yerleştiremez ve lityum iyonları anot yüzeyinde metalik lityum olarak birikir. Bu olay lityum kaplama olarak isimlendirilir. Bunun sonucunda serbest lityum iyonları azaldığı için dönüşü olmayan bir kapasite kaybı meydana gelir. Ayrıca, lityum birikmesi homojen bir şekilde gerçekleşmez, birbirinin üzerine birikerek dentritik yapılar oluşturur. Bu dentritik yapılar yeterince büyük olduğunda seperatörü delerek elektrotlar arasında kısa devre oluşmasına neden olur. Aşırı şarjın neden olduğu olaylardan bir diğeri ise aşırı ısınmadır. Pil daha fazla şarj edildikçe geri dönüşümsüz olarak katottan uzaklaşan lityum iyonları katodun yapısının bozulmasına neden olur. Bunun sonucunda katot direnci artar, daha fazla ısı üretilir ve pilin iç sıcaklığı artar. Artan bu sıcaklık diğer taraftan elektrolit ile katodun reaksiyona girmesine neden olarak sıcaklığın daha da artmasına katkıda bulunur. Kontrolsüz bir şekilde artan sıcaklık, nihayetinde pili ısıl sürüklenmeye (Thermal Runaway-TR) götürür ve yanmaya sebep olur (Huang vd., 2021; Lipu vd., 2018; Ruiz vd., 2018). Şekil 2.9'da aşırı şarj sırasında gerçekleşen olaylar aşama aşama verilmiştir. Şekilde belirtilen SEI (Solid Electrolyte Interface, Katı Elektrolit Arayüzü) pilin üretildikten sonraki ilk şarjı esnasında elektrolitin karbon anotla reaksiyona girmesi sonucu oluşan bir pasifleştirici katmandır. SEI, karbon

anodun kullanıldığı lityum-iyon pillerde pilin stabilitesi için gereklidir; şarj hızını düzenler ve akımı kısıtlar. Ancak zaman içerisinde pil yaşlandıkça, anot ve elektrolit arasındaki reaksiyonların artmasıyla SEI tabakası kalınlaşır. Bu da lityum-iyonlarının anoda giriş ve çıkışını zorlaştırır. Dolayısıyla hücrenin iç empedansı artar, kapasitesi ve çevrim ömrü azalır. Hücre içerisindeki aşırı ısı SEI'nin ayrışmasına neden olur. Bunun sonucunda anot reaksiyonları yeniden başlar ve ısı kaçak gerçekleşir (Kanevskii ve Dubasova, 2005; URL 1; Wang vd., 2019). LFP piller lityum-iyonlarının tamamen uzaklaşması durumunda bile kararlı bir yapıya sahip oldukları için aşırı şarja karşı en dayanıklı pillerdir (Duan vd., 2020).



Şekil 2.9. Aşırı şarj sırasında lityum-iyon pilde gerçekleşen olaylar (Karamangil vd., 2023)

Pilin alt voltaj sınırından daha düşük bir voltaj değerine deşarj edilmesi de bir takım problemleri beraberinde getirir. Aşırı deşarj, aşırı şarj gibi kolayca ısıl sürüklenmeye sebep olmadığı için daha güvenlidir. Ancak elektrot malzemelerinin kırılmasına, SEI tabakasının ayrışmasına ve akım toplayıcı plakanın (bakırın) çözünmesine yol açabilir. Çeşitli çalışmalarda çözünen bakırın seperatörü delip katot tarafına geçerek iç kısa devreye neden olabileceği de gözlemlenmiştir. Yine çözünen bakırın anot yüzeyinde birikmesi de kapasite düşüşü ile sonuçlanabilir (Lai vd., 2018; Xu vd., 2020). Şekil 2.10'da aşırı deşarj sırasında gerçekleşen olaylar aşama aşama verilmiştir.



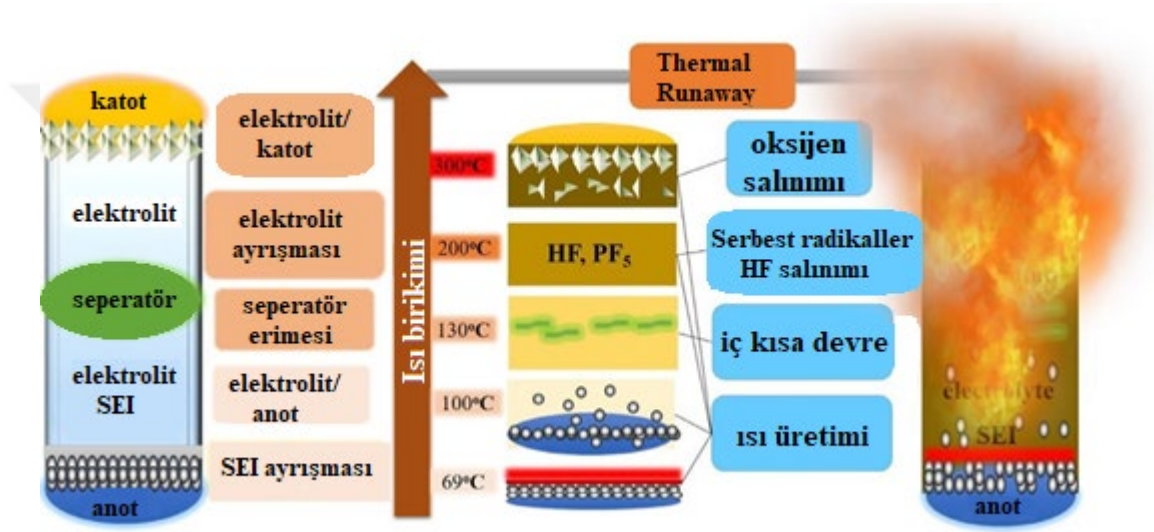
Şekil 2.10. Aşırı deşarj sırasında lityum-iyon pilde gerçekleşen olaylar (Karamangil vd., 2023)

2.3.2. Sıcaklık Etkisi

Sıcaklığın pil güvenliği ve performansı üzerindeki etkileri düşük sıcaklık ve yüksek sıcaklık olarak ayrı ayrı değerlendirilir. Düşük sıcaklıklarda lityum-iyon piller kapasite düşüşü, güç düşüşü, iç kısa devre ve şarj zorluğu problemleri yaşar. Bunlar düşük elektrolit iletkenliği, düşük yük transfer kinetiği, artan SEI direnci ve grafitte düşük lityum difüzyonunun birer sonucudur. Lityum iyonlarının düşük difüzyonu interkalasyon hızının düşmesine ve şarj esnasında grafit yüzeyinde lityum kaplamanın oluşmasına sebep olur. Biriken lityum-iyonları ölü lityum olarak adlandırılır ve tekrar elektrot reaksiyonlarına katılamazlar. Düşük sıcaklıklarda kapasite düşüşünün ana sebebi ölü lityumlardır. Ayrıca, büyüyen dendritler seperatörün delinmesine ve kısa devre oluşmasına neden olur (Duan vd., 2020; Kanevskii ve Dubasova, 2005; Ruiz vd., 2018).

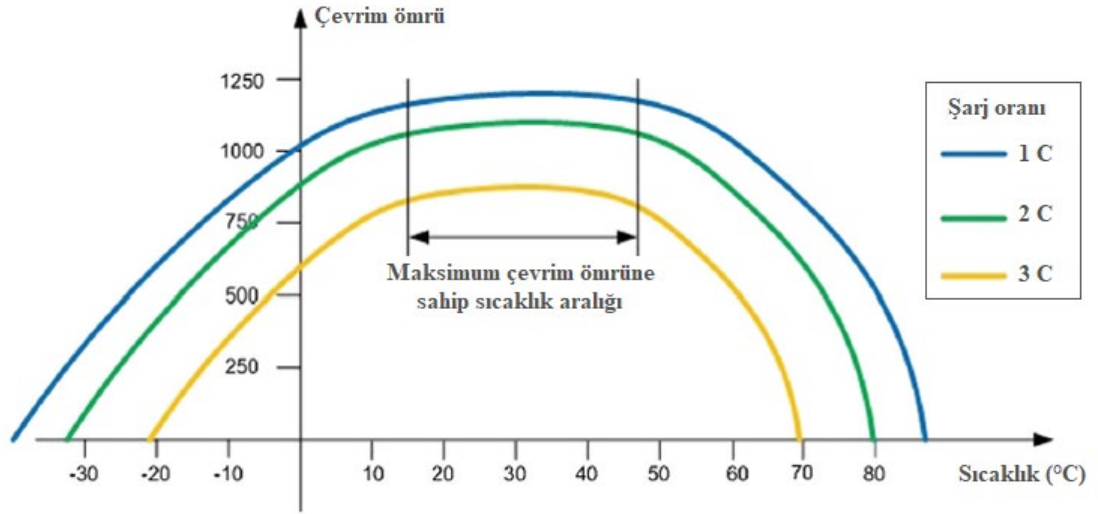
Yüksek sıcaklıkların sebep olduğu en büyük problem ısıl sürüklenmedir. Isıl sürüklenme, pil içerisinde gerçekleşen reaksiyonlar sonucunda üretilen ısının hızı pilden çevreye atılan ısının hızını aştığında meydana gelir (Karamangil vd., 2023). Isıl sürüklenme harici ısıtma ya da dahili ısı üretimi sonucunda gerçekleşebilir. Dahili ısı üretimi aşırı şarj

istismarı ile yakından ilişkilidir. Pil içerisinde sıcaklığın artması ile birlikte ilk olarak SEI ayrışması gözlenir. Pili ısıl sürüklenmeye götüren olaylar esnasında sıcaklık artmaya devam ettikçe seperatör erimesi, elektrot ve elektrolit malzemelerinin ayrışması gerçekleşir. Bunun sonucunda oksijen ve yanıcı gazlar açığa çıkar. Dentritik lityumlar iç kısa devre oluşmasına sebep olur (Shahid ve Agelin-Chaab 2022, Wang vd., 2019). Bu sırada basınç da son derece yüksektir ve pil patlamanın eşine gelmiş durumdadır. Şekil 2.11’de sıcaklığın artmasıyla birlikte pili ısıl sürüklenmeye götüren olaylar şematik olarak verilmiştir.



Şekil 2.11. Bir lityum-iyon pil için ısıl sürüklenme süreci (Karamangil vd., 2023)

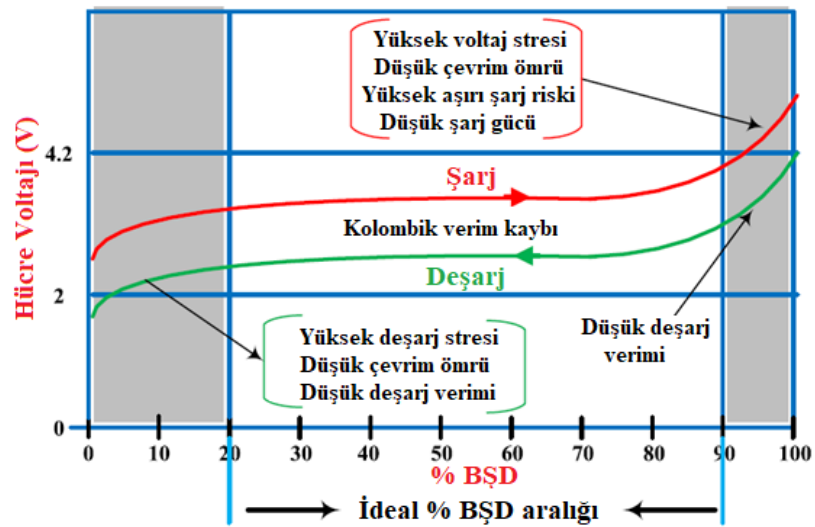
Yüksek sıcaklıklar aynı zamanda pilin çevrim ömrü üzerinde de olumsuz etkiye sahiptir. Genel olarak, bir pil için en iyi çalışma sıcaklığı aralığı 20 ila 40 °C arasındır. Şekil 2.12’de görüleceği üzere 10 °C altındaki ve 60 °C’nin üzerindeki sıcaklıklarda pil ömründe ciddi bir düşüş olmaktadır. Diğer taraftan pilden çekilen akım oranı da pilin ömrü üzerinde etkilidir. Akım oranının artması da pilin çevrim ömrünün azalmasına sebep olur.



Şekil 2.12. Bir lityum-iyon pil için çevrim ömrü, sıcaklık ve şarj oranı ilişkisi (Rezvanizani vd., 2014)

2.3.3. Güvenli Çalışma

Aşırı ısınma, düşük sıcaklık, aşırı şarj ve aşırı deşarj sorunlarından kaçınmak için ideal BŞD aralığı önerilmektedir. Şekil 2.13'te bu BŞD aralığının dışına çıktığında pile ne gibi etkilerin olacağı gösterilmektedir. BŞD'nin doğru bir şekilde tahmin edilmesi ve bir Batarya Yönetim Sistemi (BYS) tarafından kullanılması hem güvenlik hem de çalışma verimliliği açısından önemlidir (Hannan vd., 2020).

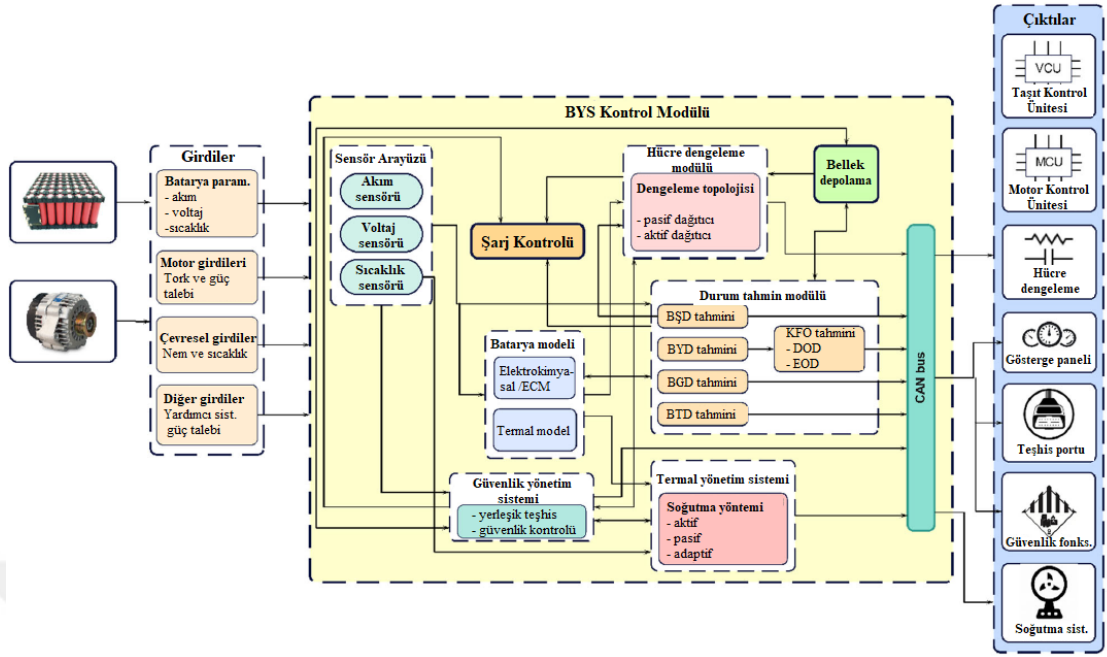


Şekil 2.13. Bir lityum-iyon pil için ideal BŞD çalışma aralığı (Hannan vd., 2018)

2.4. Batarya Yönetim Sistemi

Batarya Yönetim Sistemi'nin ana görevi lityum-iyon batarya paketinin güvenli olarak belirtilen çalışma sınırları içerisinde kalmasını kontrol etmektir. Bir BYS'nin temel işlevleri veri toplama, şarj-deşarj kontrolü, modelleme, durum tahmini, durum izleme ve değerlendirme, termal yönetim ve iletişimidir. Bu işlevlerin yerine getirilmemesi bir önceki bölümde bahsedilen batarya arızalarına yol açabilir, bu da performansın düşmesine, operasyonel bozulmaya ve kalıcı hasara neden olabilir (Omariba vd., 2018; Wang vd., 2020).

Bir BYS'nin yapısı kullanıldığı sistemin karmaşıklığına ve karakteristiğine göre değişebilir. Basit uygulamalar için daha az fonksiyon içeren, daha basit yapıdaki bir BYS yeterli olurken elektrikli araçlar gibi karmaşık sistemlerde daha kapsamlı bir BYS'ye ihtiyaç duyulur (Lelie vd., 2018). Bir elektrikli araçta kullanılan BYS'nin içyapısı ve barındırdığı kontrol modülleri Şekil 2.14'te verilmiştir. BYS girdi olarak aldığı bilgileri içerisindeki kontrol modüllerinde işleyerek çıkış sinyalleri üretir. En önemli BYS girdileri akım, voltaj ve sıcaklıktır. Bu girdiler batarya davranışının görüntülenmesi ve çalışma aralığının güvenli sınırlar içerisinde kontrol edilmesi için önemlidir. Bunların dışında bir elektrikli araçta gaz pedalından gelen talebe göre motorun güç talebi ve yardımcı sistemler için talep edilen güç de BYS girdisi olabilir. Talep edilen tork veya güce göre bataryalardan elektrik motoruna enerji gönderilmesini sağlar (Ashok vd., 2022).

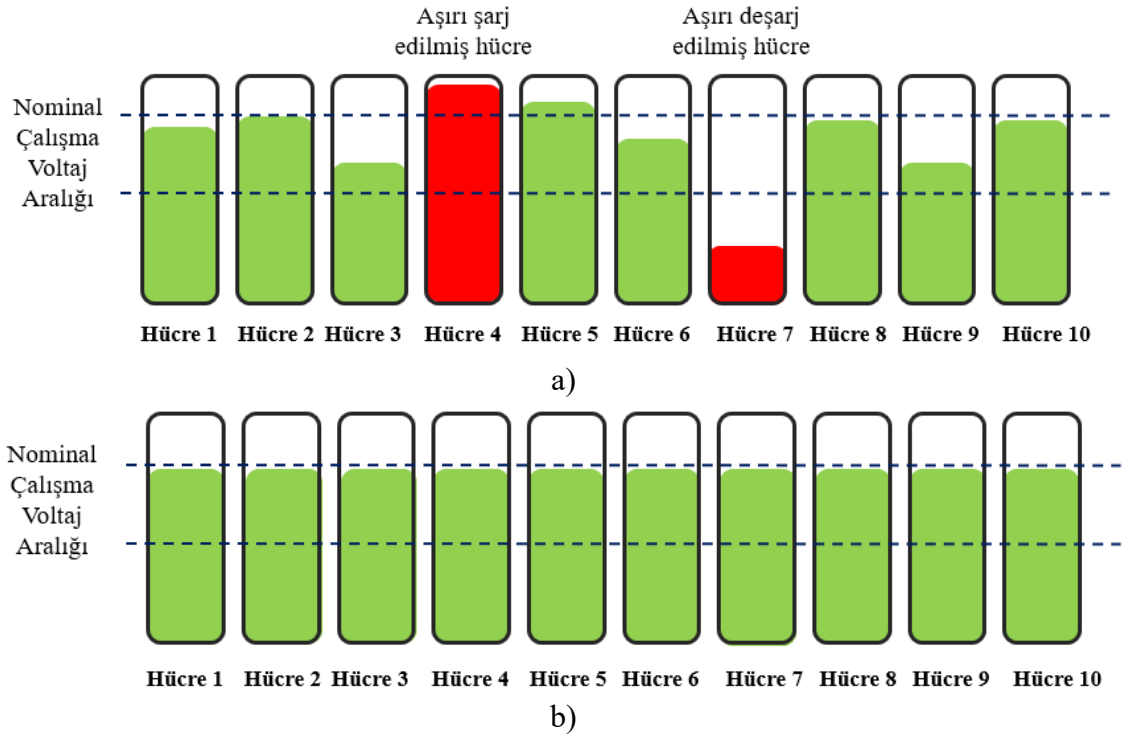


Şekil 2.14. Bir elektrikli araç batarya yönetim sisteminin iç yapısı

BYS bataryanın durumunu kontrol etmek için pek çok kontrol modülünü içerisinde barındırır. Bunlar batarya modelleme, durum tahmini, hücre dengeleme ve termal yönetim modülleridir. Tüm bu modüller birbirleri ile CAN (Controlled Area Network) hattı ile haberleşir. Batarya paketinin veya paket içerisindeki tekil hücrelerin akım ve voltaj değerleri akım ve voltaj sensörleri vasıtasıyla doğrudan batarya paketi üzerinden ölçülebilir. Benzer şekilde paket veya hücre seviyesinde yüzey sıcaklıklarının ölçümü sıcaklık sensörleri ile gerçekleştirilir (Ashok vd., 2022; Zhou vd., 2023).

Elektrikli araçlarda kullanılan batarya paketleri aracın güç ve enerji ihtiyacını karşılayabilmek için birbirine seri ve paralel bağlı tekil hücrelerden oluşur. Ancak yaşlanma etkisi, sıcaklık değişimi, iç direnç ve kapasitedeki değişimler gibi etkenler hücreler arasında voltaj farklılıklarına sebep olur. Bu durum batarya güvenliği ve batarya performansı açısından bir tehdit oluşturur. Şekil 2.15'te dengelenmemiş ve dengelenmiş hücreler için şematik bir gösterim verilmiştir. Nominal çalışma voltajı aralığının altında kalan hücreler düşük kapasite vereceği için batarya paketinin toplam kapasitesinin ve dolayısıyla araç menzilinün düşmesine sebep olur. Aynı zamanda batarya gücü de düşeceği için ivmelenme performansı düşer. Deşarj esnasında düşük voltajdaki hücreler

derin deşarja maruz kalacağı için diğer hücrelere kıyasla daha fazla yaşlanarak paketin servis ömrünün azalmasına neden olur. Şarj esnasında ise bazı hücreler normal çalışma voltaj aralığını aşarak aşırı şarja maruz kalabilir. Bu ise hücrelerin aşırı ısınma ve termal kaçak tehlikesi ile karşı karşıya kalmasına neden olur. Voltaj BŞD ile de ilişkili olduğundan hücreler arasındaki dengesizliklerin sebep olacağı bir diğer problem ise BŞD'nin hatalı olarak belirlenmesidir (George vd., 2021; Lipu vd., 2021). Hücrelerin dengelenmesi ve kontrolü hücre dengeleme modülü tarafından pasif dengeleme ya da aktif dengeleme ile gerçekleştirilir. Pasif dengeleme yönteminde dengesizliğe sebep olan yüksek şarjlı hücreden dirençler vasıtasıyla fazla enerji boşaltılır. Aktif dengelemede ise enerji yüksek şarjlı hücrelerden düşük şarjlı hücrelere aktararak dengeleme işlemi yapılır. Pasif dengelemede faydalı enerjiden kayıp olduğu için aktif dengelemeye kıyasla verimsizdir ancak basit bir yapıya ve düşük maliyete sahip olması nedeniyle en çok tercih edilen yöntemdir (George vd., 2020).



Şekil 2.15. a) Dengelenmemiş batarya paketi b) dengelenmiş batarya paketi

Termal yönetim modülü bir önceki bölümde bahsedilen düşük ve yüksek sıcaklıklar sonucunda oluşabilecek sorunları önlemek için ısıtma veya soğutma işlemi

gerçekleştirerek batarya paketi sıcaklığının güvenli çalışma sınırları içerisinde kalmasını kontrol eder. Güvenlik yönetim modülü ise ilk olarak batarya paketi içerisindeki arızaları tespit etmek için arıza teşhisi gerçekleştirir. Tespit edilen arızalar, arıza teşhis kodları şeklinde kullanıcıya iletilir. Batarya sıcaklığı ve voltajı ile ilgili sorunlar gösterge paneli üzerinden kullanıcıya bildirilir. Ardından, güvenlik yönetim modülü arızayı azaltmak ve bataryanın sıcaklık ve voltajını güvenli çalışma sınırları içerisine geri getirmek için hücre ve paket seviyesinde çeşitli kontrolleri etkinleştirir. Bu esnada BYS taşıtın güç talebini karşılamak için Motor Kontrol Ünitesi (MKÜ) ve Taşıt kontrol Ünitesi (TKÜ) ile sürekli olarak iletişimini sürdürür (Ashok vd., 2022).

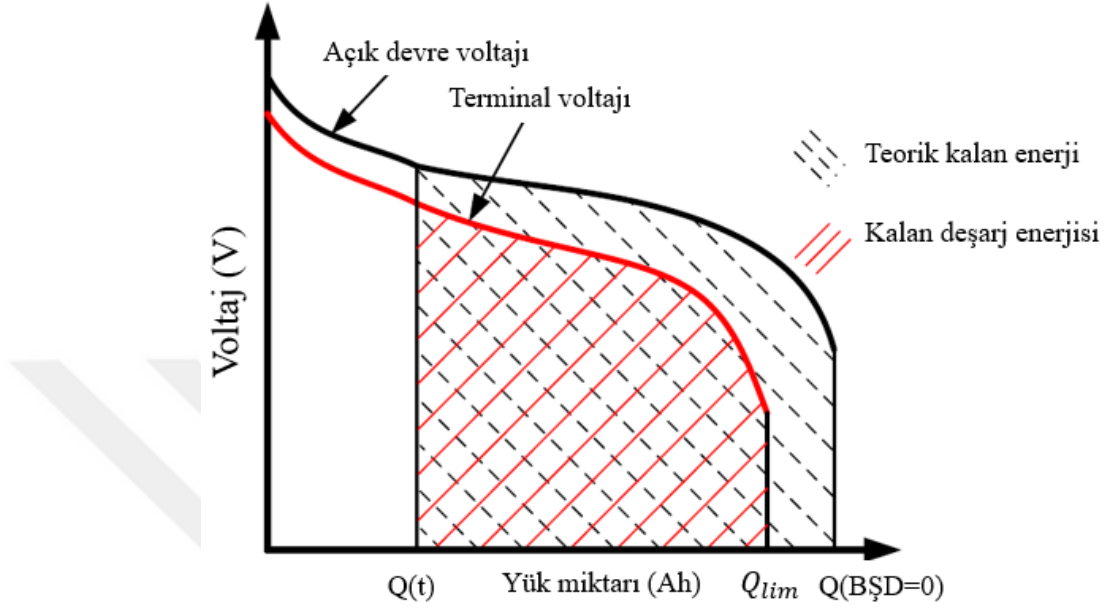
Durum tahmin modülü içerisinde şarj durumu, yaşlanma durumu, sıcaklık durumu, güç durumu, enerji durumu ve kalan ömür tahminleri gerçekleştirilir:

- **Batarya Şarj Durumu (BŞD):** Bir bataryanın belirli bir zamandaki mevcut kapasitesinin bataryanın maksimum kapasitesine olan oranıdır. Tamamen dolu bir batarya için BŞD değeri %100'dür, batarya tamamen boşaltıldığında BŞD değeri %0'a ulaşır. Bataryanın performansını optimize etmek ve kullanım ömrünü uzatmak için izlenmesi gereken en önemli durumlardan birisidir. Diğer batarya durumları ile ilişkili olduğu için doğru tahmin edilmesi, bataryanın tüm durumlarının doğru bir şekilde kontrol edilmesi açısından da kritiktir (Ashok vd., 2022; Wang vd., 2020).
- **Batarya Yaşlanma Durumu (BYD):** Kullanılmış bir bataryanın mevcut durumdaki maksimum kapasitesinin bataryanın kullanım başlangıcındaki maksimum kapasitesine oranıdır. Bir batarya kullanım ömrü süresince gerçekleşen tersinmez iç kimyasal olaylar ve fiziksel prosesler nedeniyle yaşlanır ve depolayabildiği şarj miktarı, yani kapasitesi düşer. Batarya yaşlanmasının en belirgin özelliği iç direncin artışıdır. Pek çok BYD tahmin algoritması iç dirençteki artışı kullanarak bir tahmin gerçekleştirir. Ancak bazı durumlarda iç dirençteki artış kapasitedeki azalmadan daha yüksek olabilir. Bu nedenle iç direnç bataryanın yaşlanma durumunu tahmin etmede tek başına yeterli değildir, kapasite düşüşü ile birlikte değerlendirilmesi gerekir. Şarj/deşarj derinliği bataryanın

yaşlanması etkili olan parametrelerden birisidir. Dolayısıyla BŞD'nin doğru tahmin edilmesi bataryanın yaşlanma davranışı üzerinde de etkilidir (Shu vd., 2022; Ungurean vd., 2017; Yao vd., 2021).

- **Batarya Termal Durumu (BTD):** Bataryanın çalışması esnasında elektrokimyasal olaylar ve enerji kayıpları nedeniyle bir ısı üretimi gerçekleşir. Ancak üretilen bu ısı pil içerisinde homojen değildir ve bataryanın iç sıcaklığı çalışma ortamı ve şartlarından kolayca etkilenebilir. Yüzey sıcaklığı sensörler vasıtasıyla ölçülebilirken iç sıcaklığın ölçülmesi imkansızdır. Bataryanın yüzey sıcaklığı ile birlikte iç sıcaklığının doğru tahmin edilmesi çalışma güvenliğinin sağlanmasını ve termal yönetimini kolaylaştırır (Hu vd., 2019; Shen vd., 2024).
- **Batarya Güç Durumu (BGD):** BGD akım, voltaj ve BŞD kısıtları altında bataryanın sağlayabileceği tepe gücü ifade eder. BGD, elektrikli araçların hızlanma ve tırmanma performansını karşılamak için güç bataryası sistemi ile araç güç performansı arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde eşleştirebilir. BGD'nin doğru bir şekilde bilinmesi enerji akış yönetiminin verimli bir şekilde uygulanması bakımından da önemlidir. Ayrıca, hızlı şarjı da daha uygulanabilir hale getirebilir ve böylelikle batarya performansına fayda sağlayarak ömrünü daha da iyileştirebilir (Hu vd., 2019; Wu vd., 2022; Zhou vd., 2023). Batarya voltajı, çalışma sınırları altında bataryanın vereceği tepe gücün belirlenmesi ve BŞD'nin doğru tahmin edilmesi BGD'nin doğru bir şekilde belirlenmesindeki temel üç parametredir (Zhou vd., 2023).
- **Batarya Enerji Durumu (BED):** BED, bataryanın kalan enerjisini ifade eder. Enerji değeri pilin kapasitesi ve voltajı ile hesaplanır. Bataryalar deşarj edildikçe voltaj değeri düşer. Bu da farklı BŞD seviyelerinde pilden çekilen yük aynı olsa bile düşük voltaj/BŞD bölgesinde bataryadan alınan enerjinin daha düşük olması anlamına gelir. Bu durum Şekil 2.16'daki grafikte gösterilmiştir. Grafikteki siyah eğri pilin çok düşük akımlarla %0 BŞD'ye kadar deşarj edilmesi sonucunda elde edilen açık devre voltajının kapasite ile değişimi vermektedir. Bu eğrinin altındaki taralı alan pilin teorik olarak kalan enerjisidir. Kırmızı renkli eğri ise pilin belirli bir deşarj yükü altında alt kesme voltajına kadar deşarj edilmesi sonucunda elde edilen terminal voltajıdır. Bu eğrinin altındaki taralı alan ise kalan deşarj enerjisini

verir ve akım oranı, sıcaklık gibi etkilere bağlıdır. BŞD aynı zamanda kalan kapasiteyi tanımladığı için BED, BŞD ile de ilişkilidir (Hu vd., 2019; Ma vd., 2021; Zhou vd., 2023).



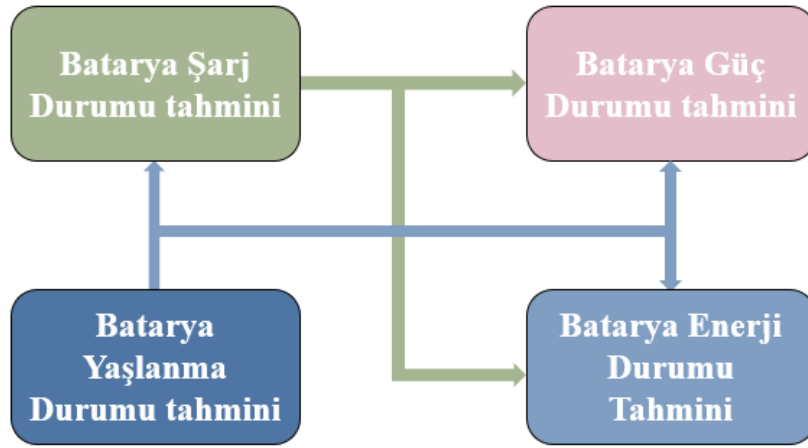
Şekil 2.16. Kalan enerjinin şematik gösterimi (Zhou vd., 2023)

- **Kalan Faydalı Ömür (KFÖ):** Bataryanın çalışma gereksinimlerini sağlayabileceği kalan süre veya çevrim sayısıdır. Batarya yaşlanması, çevresel koşullar ve bataryanın çalışma koşulları kalan kullanılabilir ömür üzerinde etkilidir. Arıza tespit edilmesinde kritik parametrelerden biridir (Lipu vd., 2021; Omariba vd., 2018).

Bu batarya durumlarının doğrudan batarya üzerinden ölçülmesi mümkün değildir. Bu nedenle batarya modellemesinin ve geçek zamanlı durum tahminlerinin doğru bir şekilde yapılması BYS'nin anahtar fonksiyonlarıdır. Doğru modelleme ve durum tahmini bataryanın güvenilir çalışmasını sağlar, batarya sistemini optimize eder ve güvenlik yönetimi için bir temel sağlar (Wang vd., 2020). BŞD ve BYD, BYS'ler için kritik özelliklerdir. Çünkü her ikisi de planlı çalışmayı ve batarya değişimlerinin güvenilirliğini sağlar. Batarya modelleri özellikle bu batarya durumlarının tahmini ve tahminde kullanılan akım, voltaj, sıcaklık gibi parametrelerin optimizasyonu için önemlidir. Elde

edilen giriş verileri ilk olarak batarya modelleri tarafından parametrelerin ve batarya durumlarının tahmin edilmesinde kullanılır ve daha sonra kontrol eylemleri için farklı modüller tarafından kullanılır (Ashok vd., 2022; Gabbar vd., 2021; Hu vd., 2019).

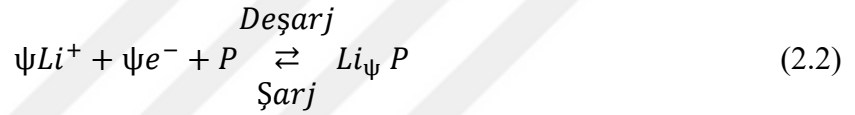
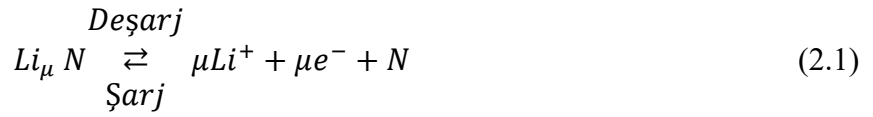
Batarya durumlarının tahmin edilmesi basit sistemler için oldukça kolaydır. Ancak elektrikli araç gibi uygulamalarda hem sistemin kendi karmaşıklığından hem de sıcaklık, yük talebi gibi sürekli değişken çalışma şartlarından dolayı batarya durumlarının yüksek doğrulukla tahmin edilmesi önemli bir problem haline gelmektedir. Bir diğer önemli konu ise batarya durumlarının birbirleriyle ilişkili olmasıdır. Şekil 2.17’de batarya şarj durumu, güç durumu, yaşlanma durumu ve enerji durumunun birbirleriyle olan ilişkisi verilmiştir. Bataryanın yaşlanma durumunu karakterize eden kapasite ve iç direnç BŞD’nin doğru tahmini için de önemli parametrelerdir. BYD’nin doğru tahmin edilmesi BŞD’nin doğruluğunu da etkiler. BŞD ise güç durumunun tahmininde kullanılır. Diğer taraftan BŞD, iç direnç ve kapasite ile birlikte enerji durumunun tahminine doğrudan etki eder (Zhou vd., 2023).



Şekil 2.17. Batarya durumlarının birbiri ile ilişkisi

2.5. Batarya Şarj Durumu Tahmini

Batarya Şarj Durumu (BŞD) genel olarak mevcut kapasitenin referans kapasiteye oranı olarak tanımlanır. Fiziksel olarak bir pilde kalan enerji miktarı elektrotlardaki lityum miktarı ile ölçülebilir. Bir pilin negatif ve pozitif elektrotlarında gerçekleşen ana reaksiyonlar sırasıyla Eşitlik 2.1 ve Eşitlik 2.2'deki elektrokimyasal reaksiyonlarla ifade edilir:



Burada N negatif elektrottaki ve P pozitif elektrottaki aktif malzemeyi temsil eder, μ ve ψ ise sırasıyla negatif ve pozitif elektrottaki Li miktarını ifade eder. Negatif elektrottaki Li miktarı pozitif elektrottaki Li miktarı ile orantılıdır. Elektrotlar için, Li miktarı, negatif elektrottaki yüksek Li miktarı ($\mu_{max.}$) nedeniyle hiçbir Li birikiminin olmayacağı ve ayrıca pozitif elektrottaki yüksek Li miktarı ψ (yani negatif elektrotta düşük miktarda μ , μ_{min}) nedeniyle pozitif elektrot bozulmasının olmayacağı aralıkta olmalıdır. Referans batarya kapasitesi $\mu_{max.}$ ile μ_{min} arasında açığa çıkan elektronların elektrik yükü olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla t anında Li miktarı μ_t olduğunda BŞD ifadesi Eşitlik 2.3'teki gibi yazılabilir (Espedal vd., 2021; Zheng vd., 2018):

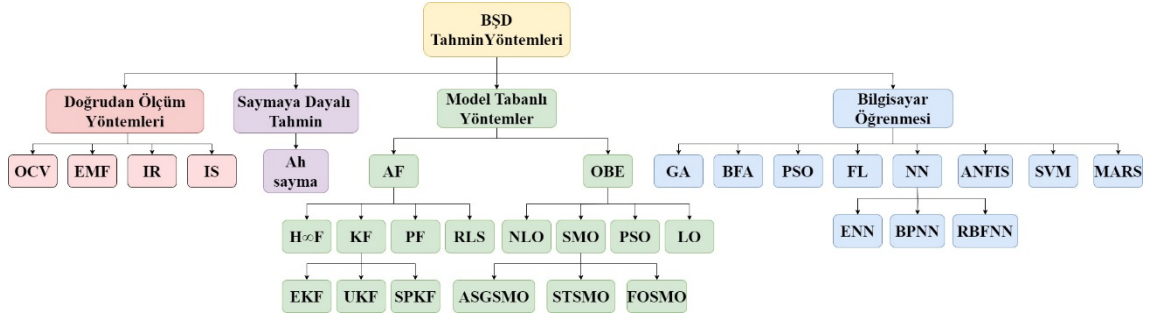
$$BŞD = \frac{\mu_t - \mu_{min}}{\mu_{max} - \mu_{min}} \quad (2.3)$$

Bu ifade BŞD tanımının çevre ile ilişkili olmadığını ama doğrudan negatif ve pozitif elektrotlardaki Li miktarı ile ilişkili olduğunu destekler. Ancak Li miktarı doğrudan ölçülemez, maksimum ve minimum Li miktarını da tam olarak bilinemez. Li miktarını tahmin etmek için çeşitli yöntemler olsa da genellikle çevrimiçi uygulamalar için çok

karmaşıktır. Ancak Lityum-iyon pillerde belirli şartlar altında pil alt kesme voltajına ulaşana kadar deşarj edildiğinde pozitif ve negatif elektrottaki lityum konsantrasyonu dağılımı neredeyse değişmez, negatif elektrottaki Li miktarı yaklaşık olarak sabittir. Bu durumda Li miktarı minimum değer olarak (μ_{min}) dikkate alınabilir. Li batarya şarj edildiğinde de benzer sonuç oluşur ve pil üst kesme voltajına kadar şarj edildiğinde Li miktarı maksimuma (μ_{max}) ulaşır. Bu nedenle, mühendislik tarafından bakıldığında nominal kapasite negatif elektrotta Li miktarının μ_{min} 'dan μ_{max} 'a ulaştığındaki kapasitedir. Nominal kapasite üretici tarafından verilir ve bataryada depolanabilecek maksimum yük miktarını yansıtır. Dolayısıyla BŞD, kapasite değerleri kullanılarak Eşitlik 2.4'teki gibi ifade edilebilir (Danko vd., 2019; Watrin vd., 2012):

$$B\mathcal{S}D(t) = \left(\frac{C}{C_n}\right) \times 100 \quad (\%) \quad (2.4)$$

Burada C pildeki mevcut kapasitedir, C_n ise pilin nominal kapasitesidir. Bu yaklaşım pil ideal koşullar altında çalışırken basit ve kullanılabilir bir yöntemdir. Ancak pratikte sıcaklığa, değişken yük koşullarına ve yaşlanma durumuna göre pillerin davranışı değişir. Akım, voltaj ve BŞD arasındaki doğrusal olmayan davranış bu faktörlerin etkisiyle önemli ölçüde değişebilir ve Eşitlik 2.4'ten edilen BŞD değerinin doğruluğu kötüleşebilir (Mohammadi, 2022). Bu nedenle pilin performansına etki eden faktörleri de hesaba katarak BŞD tahmin doğruluğunu iyileştirmek amacıyla çeşitli tahmin yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler Şekil 2.18'den de görüleceği üzere dört ana sınıfa ayrılabilir. Bunlar doğrudan ölçüm yöntemleri, saymaya dayalı yöntemler, model tabanlı yöntemler ve bilgisayar öğrenmesine dayalı yöntemlerdir.



AF: Adaptive Filters, ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, ASGSMO: Adaptive Switching Gain Sliding Mode Observer, BFA: Bacterial Foraging Algorithm, BPNN: Back-Propagation Neural Network, EMF: Electromotive Force, ENN: Elman Neural Network, EKF: Extended Kalman Filter, FL: Fuzzy Logic, FOSMO: Fractional Order Sliding Mode Observer, GA: Genetic Algorithm, H ∞ : H Infinity Filter. IR: Internal Resistance, IS: Impedance Spectroscopy. KF: Kalman Filter, MARS: Multivariate Adaptive Regression Splines, LO: Luenberger-Based Observer, NLO: Nonlinear Observer, NN: Neural Network, OBE: Observer Based Estimation, OCV: Open Circuit Voltage. PF: Particle Filter, PIO: Proportional Integral Observer, PSO: Particle Swarm Optimization, RLS: Recursive Least Square Filter, RBFNN: Radial Basis Function Neural Network, SPKF: Sigma Point Kalman Filter, SVM: Support Vector Machine, SMO: Sliding Mode Observer, STSMO: Super Twisting Sliding Mode Observer, UKF: Unscented Kalman Filter.

Şekil 2.18. BSD tahmin yöntemlerinin sınıflandırılması (Ali vd., 2019)

Son yıllarda bu ana yöntemlerden en az iki tanesinin birleştirilmesiyle geliştirilen hibrit tahmin yöntemleri de çalışılmaktadır. Şekilde verilen yöntemlerin çoğunluğu İngilizce kısaltmaları ve açılımları ile bilinmektedir. Bu nedenle karmaşıklık olmaması adına tüm yöntemlerin İngilizce kısaltması ve grafiğin altında açılımları verilmiştir. Çizelge 2.2’de tahmin yöntemleri içerisinde en yaygın olarak bilinenlerin avantaj ve dezavantajları verilmiştir.

Çizelge 2.2. BŞD tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması (Lee ve Won, 2023)

Kategori	Yöntem	Avantajlar	Dezavantajlar
Doğrudan Ölçüm	OCV	1. Yüksek doğruluk. 2. Basit ve kolay uygulanabilir.	1. Çevrimiçi tahmin mümkün değildir. 2. Pilin dinlendirilmesi gerekir. 3. Pil dengede iken ölçüm yapılabilir.
	IR	1. Basit ve kolay uygulanabilir. 2. İç dirence göre uygulamalar mümkündür.	1. BŞD tahmininin doğruluğunu iç direncin doğruluğu belirler. 2. İç direnç ölçümü için devre izolasyonu gerekir.
	IS	1. Basit ve kolay uygulanabilir. 2. Ek bir devre konfigürasyonu gerektirmez.	1. Şarj/deşarj akımı aynı olmalıdır. 2. Akım sensörüne yüksek bağımlılık
Saymaya Dayalı	Ah sayma	1. Basit ve kolay uygulanabilir.	1. Başlangıç BŞD'sinin hatası ve sensör hatalarının birikmesiyle BŞD tahmininin doğruluğu düşer.
Model Tabanlı	KF	1. Yüksek doğruluk. 2. Gürültülere karşı güçlü.	1. Doğrusal olmayan sistemler için uygun değildir. 2. Durum değişkenlerinin artmasıyla hesaplama süresi artar.
	GKF	1. Yüksek doğruluk. 2. Hata azaltma ve gürültü için güçlü.	1. Durum değişkenlerinin artmasıyla hesaplama süresi artar.
	KKF	1. GKF'ye nazaran daha iyi doğrusallaştırma. 2. Hata azaltma ve gürültü için güçlü.	1. Hesaplama yükü GKF'den fazladır.
Bilgisayar Öğrenmesine Dayalı	GA	1. Pil yaşlanmasında pil durum tahminlerinin doğruluğunu artırır.	1. Parametre ayarlarına göre tahmin performansının düşmesi.
	YSA	1. Yüksek doğruluk 2. Pildeki elektriksel ve fiziksel değişimlerle ilgilenmez.	1. Tekrarlı öğrenme gereklidir.
	CNN	1. Yüksek doğruluk. 2. Verilerin belirli bölümlerinin analiz edilmesini ve tanınmasını sağlar.	1. Görsel verilerin ve 3D verilerin hedef değerlerinin öğrenilmesi gereklidir.
	DSA	1. Doğrusal olmayan sistemler için hızlı öğrenme.	1. Sürekli tahmin işlemi için kısıtlıdır.

IR: İç Direnç, IS: Empedans Spektroskopisi, KF: Kalman Filtresi, GKF: Genişletilmiş Kalman Filtresi (Extended Kalman Filter), KKF: Kokusuz Kalman Filtresi (Unscented Kalman Filter), GA: Genetik Algoritma, YSA: Yapay Sinir Ağları (Neural Network, NN), CNN: Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Network), DSA: Derin Sinir Ağları

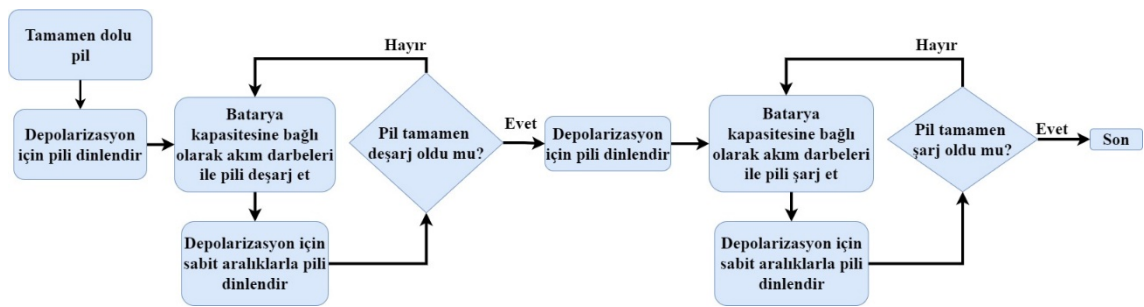
2.5.1. Doğrudan Ölçüm Yöntemleri

Doğrudan ölçüm yöntemleri empedans ya da voltaj gibi pile ait bazı fiziksel özelliklerini kullanır. En yaygın olan doğrudan ölçüm metotları açık devre voltajı metodu, iç direnç metodu, ve empedans spektroskopisi metodudur (Chang, 2013).

- Açık Devre Voltajı Yöntemi

Açık Devre Voltajı (Open Circuit Voltage, OCV) yöntemi pilin açık devre voltajı ile BŞD arasında bir ilişki kurulmasına dayanır. Basit ve yüksek doğruluğa sahip bir yöntemdir. Ancak açık devre voltajını elde etmek için pile bir darbe akımı uygulandıktan sonra voltajın denge durumuna gelmesi için pile uygulanan yükün kesilmesi ve uzun bir süre bekletilmesi gerekir. Pilin dengeye ulaşması BŞD, sıcaklık, pil kimyası gibi etkilere bağlı olarak iki saatten daha uzun sürebilir. Açık devre voltajı ile BŞD tahmini yönteminin akış diyagramı Şekil 2.19'daki gibidir. Bu test prosedürü ile OCV ve BŞD arasında bir ilişki kurulur. Bu ilişki sıcaklık, yaşlanma ve pil kimyasına bağlı olarak da değişir. Bu nedenle, yöntemin iyi bir doğruluğa sahip olması için bu etkileri de dikkate alan testlerin gerçekleştirilmesi gerekir (Meng vd., 2018). Bir diğer önemli konu ise özellikle Lityum Demir Fosfat pilleri gibi histerezis etkisinin büyük olduğu pillerde voltajın dikkatli bir şekilde ölçülmesi gerektirir.

Tüm bu hususlar göz önünde bulundurulduğunda OCV-BŞD yöntemi genellikle laboratuvarlarda ya da yardımcı sistem kalibrasyonunda kullanım alanı bulabilmiştir. Elektrikli araç uygulamalarında sadece araç park halinde iken uygulanabilir olduğu için tercih edilmemektedir (Ali vd., 2019; Chang, 2013; Hannan vd., 2017; Movassagh vd., 2019).



Şekil 2.19. OCV-BŞD tahmin yönteminin çalışma döngüsü (Ali vd., 2019)

- İç Direnç Yöntemi

Bu yöntem pilin iç direncini ölçmek için pilin akım ve voltajını kullanır. On milisaniyeden küçük zaman aralıklarında akım ve voltajın değişim oranları ölçülür. Akım ve voltaj değişiminin oranı DC kapasitesini temsil eden DC direnç ile sonuçlanır. Sadece omik etkiyi yakalamak için değil aynı zamanda transfer reaksiyonları ve asit difüzyonunu azaltmak için de 10 ms'den daha az bir aralık gereklidir. Ancak eğer süre daha uzun olursa tahmin edilen direnç değeri bir hata içerir. Bu yöntem sadece deşarj prosesinin sonlarında iyi bir sonuç verebilir. Bu yöntemin BŞD tahmini için kullanımını zorlaştıran bir diğer sebep ise iç direncin miliohm gibi çok düşük mertebelerde değişmesi ve bu nedenle doğru bir şekilde elde edilmesinin zor olmasıdır (Ali vd., 2019; Chang, 2013; Hannan vd., 2017; Shete vd., 2022).

- Empedans Spektroskopisi Yöntemi

Empedans Spektroskopisi (ES) yönteminde empedansı belirlemek için lityum-iyon pile farklı akım frekansları uygulanır. İç empedans bilindiği sürece BŞD'ye karşı grafiğini çizdirmek kolaydır. ES aynı zamanda çevrimiçi BŞD tahmini için de kullanılabilir. Bu yöntem sadece batarya şarj durumu değil, batarya yaşlanma durumunun tahmini için de kullanılır. Ancak bu yaklaşım onu laboratuvar testlerinde uygun kılan ancak pratik uygulamalarda uygun olmayan bazı ek ölçümler gerektirir (Ali vd., 2019; Charkhgard ve Farrokhi, 2010).

2.5.2. Amper-Saat Sayma Yöntemi

Amper-saat sayma yöntemi akıma dayalı bir yaklaşımdır. Pilin deşarj akımını ölçer ve BŞD değerini tahmin etmek için deşarj akımının zamana göre integralini Eşitlik 2.5'teki gibi hesaplar. Pilin kullanım geçmişi, sıcaklık, deşarj akımı, çevrim ömrü gibi çeşitli faktörler amper-saat sayma yönteminin tahmin doğruluğunu etkiler (Chang, 2013; Movassagh vd., 2019; Shete vd., 2022).

$$B\dot{S}D(t) = B\dot{S}D_0 + \int_0^t \frac{I}{C_n} dt \quad (2.5)$$

Eşitlikteki BŞD(t) pilin t zamanındaki şarj durumunu, BŞD₀ pilin başlangıç BŞD değerini, I şarj/deşarj akımını (A), t zamanı (h), C_n pilin nominal kapasitesini ifade eder. Amper-saat sayma yönteminin en önemli avantajı voltaja dayalı tahmin metotlarındaki OCV-BŞD karakterizasyonu gibi herhangi bir ön karakterizasyon işlemi gerektirmemesidir. Ancak amper-saat sayma yönteminde aşağıdaki beş faktörden dolayı bir hata meydana gelir (Movassagh vd., 2019).

- 1- Başlangıç BŞD: Amper-saat sayma yönteminde başlangıç BŞD değerinin doğru bir şekilde bilindiği kabul edilir. İlk BŞD'deki herhangi bir hata veya belirsizlik, amper-saat sayma süreci boyunca aynı kalacaktır.
- 2- Akım ölçüm hataları: Akım sensörü ölçüm gürültülerindeki değişimlerle bozulabilir. Düşük kaliteye sahip sensörler daha gürültülüdür.
- 3- Akım integrasyonu hataları: Amper-saat sayma yönteminde akımın integrasyonu için basit kare yaklaşımı kullanılır. Bu tür yaklaşım hatalarla sonuçlanır, hata yükteki frekans ve varyans ile birlikte artar.
- 4- Pil kapasitesi bilgisindeki belirsizlik: Amper-saat sayma yöntemi pil kapasitesinin çok iyi bir şekilde bilindiğini kabul eder.
- 5- Zaman osilasötörü hataları: Zamanlama osilatörü, (özyinelemeli) BŞD güncellemesi için saat sağlar, yani zaman ölçüsü, zamanlama osilatöründen gelir. Zamanlama osilatöründeki herhangi bir hata veya sapma, ölçülen değerler üzerinde bir etkiye sahip olacaktır. Bu hata kaynağı gerçekçi yaklaşımlar altında ihmal edilebilir.

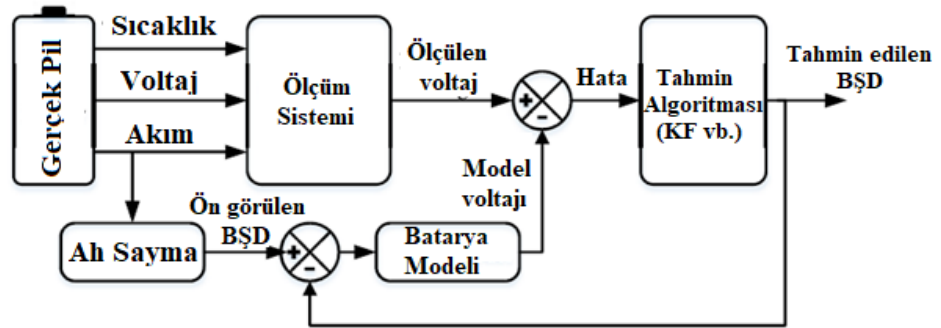
Akım ölçümü ve akım integrasyon hataları için, BŞD hatasının standart sapması örneklem büyüklüğüyle (yani zamanla) artmaktadır (Ali vd., 2019; Watrin vd., 2012). Bu nedenle, akımın ölçümü ve integrasyonundan kaynaklı yığılmış hatalar başlangıç BŞD (BŞD₀) değerinin kalibre edilmesiyle azaltılabilir. Pil kapasitesinin belirsizliğinden kaynaklanan hata, hesaplanan BŞD hatasının bir parçası olarak gösterilir. Bu nedenle, pil kapasitesi belirsizliğinden kaynaklanan BŞD hatası, yeniden başlatma yoluyla azaltılamaz (Movassagh vd., 2019).

2.5.3. Model Tabanlı Yöntemler

Model tabanlı yöntemler tüm BŞD tahmin yöntemleri arasında çevrimiçi BŞD tahmini için en pratik ve en çok tercih edilenleridir. Bu yöntemler kendi içerisinde uyarlanabilir filtreler ve gözlemciler olarak iki sınıfa ayrılır. Bunların içerisinde en yaygın olarak bilinen ve tercih edilen yöntem Kalman Filtresi'dir (Guo ve Ma, 2023; Meng vd., 2018).

Bu yöntemlerin en büyük avantajı değişen sisteme göre kendisini uyarlayabilmesidir. Bu da lityum-iyon pillerin doğrusal olmayan BŞD davranışının tahmini için iyi bir çözüm sunar (Ali vd., 2019; Watrin vd., 2012).

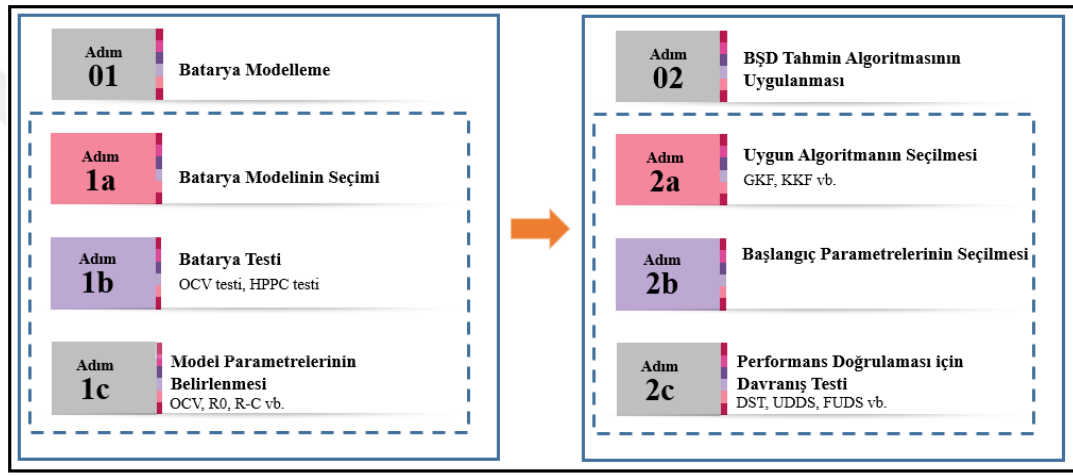
Model tabanlı yöntemler ile BŞD tahmini Şekil 2.20'de verilen akış diyagramındaki gibi gerçekleştirilir. Gerçek pil üzerinden okunan voltaj bilgisi batarya modelinin ürettiği voltaj değeri ile karşılaştırılarak bir hata değeri hesaplanır ve tahmin algoritmasına gönderilir. BŞD tahmin algoritması bu hata sinyalini kullanarak BŞD tahminini gerçekleştirir (Ali vd., 2019).



Şekil 2.20. Model tabanlı BŞD tahmin yöntemlerinin genel akış diyagramı (Shrivastava vd., 2019)

Model tabanlı bir BŞD tahmin algoritmasının kurulması için iki aşamalı bir süreç gerçekleştirilir: 1- batarya modelleme ve 2- tahmin algoritmasının uygulanması (Şekil 2.21). Batarya modelleme süreci ise 4 alt adıma sahiptir: batarya modelinin seçilmesi, bataryanın test edilmesi, model parametrelerinin belirlenmesi ve model performansının doğrulanması. Uygun model seçildikten sonra, pil üzerinde statik kapasite testi, Hibrit Darbe Güç Karakterizasyonu (HPPC) ve Darbe Şarj-Darbe Deşarj (PCPD) testi gibi farklı

testler gerçekleştirilir. Bu testlerden elde edilen deneysel veriler kullanılarak modele ait parametre değerleri çıkarılır. Son olarak elde edilen parametre değerleri için modelin doğrulaması gerçekleştirilir. Model tabanlı tahmin yöntemlerinde modelin doğruluğu tahmin algoritmasının doğruluğunu etkiler. Bu nedenle oluşturulan batarya modelinin pilin gerçek voltajını küçük hata mertebeleriyle taklit edebilmesi önemlidir. Bir sonraki adımda çevrimiçi ve çevrimdışı parametre belirleme metotları kullanılarak model parametreleri çıkarılır. Geliştirilen model parametrelerini doğrulamak için batarya modeli terminal voltajı ve deneysel terminal voltajı arasındaki hata hesaplanır.



Şekil 2.21. Model tabanlı yöntemler ile BSD tahmini için işlem adımları

Batarya modeli kurulduktan sonra ikinci aşama olan tahmin algoritmasının uygulanması gerekir. Bunun için yine Kalman Filtresi, Destek Vektör Makinesi vb. gibi uygun bir tahmin algoritmasının belirlenmesi gerekir. Kullanılacak olan algoritmaya ait sistem denklemlerinin çıkarılır ve tahmin için başlangıç parametreleri seçilir. Son olarak deneylerden elde edilen değerlerle karşılaştırmak suretiyle tahmin algoritmasının performans doğrulaması yapılır.

Model tabanlı filtreler yüksek doğruluk, kapalı döngü olmaları, kendi kendilerini düzeltebilmeleri ve iyi adapte olabilmeleri bakımından BYS uygulamalarında en popüler yaklaşımdır (Espedal vd., 2021; Xiong vd., 2017; Zheng vd., 2018).

2.6. Kalman Filtresi

Kalman Filtresi (KF) doğrudan ölçülemeyen sistem durumlarını tahmin etmek için kullanılan, bir veritabanı ve bir ölçüm kümesini birleştiren özyinelemeli bir tahmin edicidir. Ana özelliği gürültüleri, ölçümlerdeki yüksek değişimleri ve sistemdeki diğer yanlışlıkları filtreleyebilmesidir. Bu algoritma, ölçülebilir bir değeri tahmin etmek için birtakım eşitliklerle oluşturulur. KF tahmin edilen değer ile ölçülen gerçek değeri karşılaştırır ve Kalman Kazancı olarak isimlendirilen bir katsayı ile tahmini iyileştirir (Watrin vd., 2012).

Kalman Filtresi tahmin için lineer sisteme ait süreç ve ölçüm denklemleri kullanır. Aşağıdaki eşitliklerde sırasıyla süreç denklemi ve ölçüm denklemi verilmektedir:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k \quad (2.6)$$

$$z_k = Cx_k + Du_k + v_k \quad (2.7)$$

Buradaki x durum vektörüdür, yani tahmin edilmesi gereken değerdir. x_k sistemin k anındaki durumunu ifade eder; z_k k anındaki gerçek ölçümdür; u_k ise k anındaki giriş vektörüdür ve bu da ölçülebilen bir değerdir. A , B , C ve D matrisleri sisteme ait durum uzay matrisleridir. A matrisi durum geçiş matrisidir; durumun bir zaman adımından diğer bir zaman adımına nasıl geliştiğini açıklar. B kontrol giriş matrisidir; kontrol girişini (u) durum geçişiyle ilişkilendirir. C durumu ölçümlerle ilişkilendiren ölçüm matrisidir. D ise bir ileri besleme matrisidir; kontrol girdisini doğrudan ölçümlerle ilişkilendirir. Bu matrisler sistemin dinamiklerini tanımlamak için kullanılır ve önceden bilinirler. w_k ve v_k ise sırasıyla sistem gürültüsü ve ölçüm gürültüsüdür. Bu gürültüler Gauss dağılımlıdır. BŞD tahmini için denklemler ele alındığında x BŞD'yi, z voltaj ölçümlerini ve u ise pilden çekilen akımı ifade eder.

Yukarıda verilen eşitliklere göre Kalman Filtresi tahmini iki ana adımda gerçekleştirir. Bunlardan ilki öngörü adımıdır, ikincisi ise güncelleme adımıdır (Dini vd., 2024):

1. Öngörü Adımı

1.a. Durum Öngörüsü

$$\hat{x}_{k|k-1} = A\hat{x}_{k-1|k-1} + Bu_k \quad (2.8)$$

1.b. Kovaryans Öngörüsü

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q \quad (2.9)$$

Burada $\hat{x}_{k|k-1}$ k-1'e kadar olan bilgilere dayanarak x'in k anındaki ön tahminidir. P ön tahminin varyansıdır, yani tahmin edilen durumun belirsizliğinin bir ölçüsüdür. Q ise sistem gürültüsüdür. İkinci adım olan tahmin adımında filtre hesaplanan ön tahminleri kullanarak bir güncelleme yapar.

2. Düzeltme Adımı

2.a. Kalman Kazancının Hesaplanması

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}C^T}{CP_{k|k-1}C^T + R} \quad (2.10)$$

2.b. Düzeltilmiş Durum Tahmini

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - C\hat{x}_{k|k-1}) \quad (2.11)$$

2.c. Kovaryans Güncellemesi

$$P_k = (I - K_kC)P_{k|k-1} \quad (2.12)$$

Eşitliklerdeki K_k k anındaki Kalman Kazancıdır, R ise ölçüm gürültüsüdür. Kalman Kazancı ölçümün ve ön tahminin $\hat{x}_k$ 'nin hesaplanmasına ne kadar katkıda bulunduğunu belirler. Ölçüm gürültüsü ne kadar küçük olursa filtre ölçüme daha fazla güvenir ve $\hat{x}_k$ 'nin hesaplanmasına ölçüm ön tahminden daha çok katkıda bulunur. Tersisi durumda

ise, yani ölçüm gürültüsü ne kadar büyük olursa filtre ön tahmine daha fazla güvenir. Kalman Kazancı hesaplandıktan sonra Eşitlik 2.11’de verildiği gibi ölçüm ve ön tahmin arasındaki hata değeri ile çarpılarak ön tahmin değerine ($\hat{x}_{k|k-1}$) eklenerek tahmin güncellenir.

Kalman Filtresi yukarıda da belirtildiği gibi lineer sistemler için kullanılır. Ancak lityum-iyon piller gibi doğrusal olmayan sistemlerin davranışını tahmin etmede yetersiz kalır. Bu nedenle BŞD tahmini için daha çok Genişletilmiş Kalman Filtresi (GKF) ve Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) tercih edilir (Dini vd., 2024; Li ve Bei, 2019; Watrin vd., 2012; Zhu vd., 2019).

2.6.1. Genişletilmiş Kalman Filtresi

Genişletilmiş Kalman Filtresi doğrusal olmayan sistemleri doğrusallaştırarak ele almak için geliştirilmiştir. GKF için süreç ve ölçüm matrisleri Eşitlik 2.13 ve 2.14’teki gibi doğrusal olmayan fonksiyonlardan türetilir.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \quad (2.13)$$

$$z_k = g(x_k, u_k) + v_k \quad (2.14)$$

Burada f ve g sırasıyla süreç ve ölçüm fonksiyonlarıdır. Doğrusallaştırma için kısmi türev ve birinci veya ikinci dereceden Taylor serisi açılımını kullanır. Ancak Taylor serisi açılımının yetersiz kalmasından dolayı yüksek doğrusal olmayan sistemlerde doğrusallaştırma hataları oluşabilir. Bu durumda ise Kokusuz Kalman Filtresi (KKF) tercih edilir (Hannan vd., 2017; Rivera-Barrera vd., 2017; Shete vd., 2022). Genişletilmiş Kalman Filtresi için denklemler aşağıdaki gibidir. Tahmin adımları standart Kalman Filtresi ile aynıdır, yalnızca öngörü adımında durum denklemlerine bir doğrusallaştırma işlemi uygulanır.

1. Öngörü Adımı

1.a. Durum Öngörüsü

Bu aşamada Eşitlik 2.13 ve Eşitlik 2.14'teki doğrusal olmayan f ve g fonksiyonlarının doğrusallaştırma işlemi yapılır. Bunun için GKF yaklaşımı birinci dereceden Taylor açılımını kullanır. f ve g fonksiyonlarının x 'e göre birinci dereceden kısmi türevi A_k ve C_k matrislerini; u 'ya göre birinci derecede kısmi türevi B_k ve D_k matrislerini verir. BŞD tahmini için bu matrislerin elde edilmesi Bölüm 3.6'da açıklanacaktır.

$$A_k = \frac{\delta f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k)}{\delta \hat{x}_{k-1|k-1}} \quad (2.15 \text{ a})$$

$$B_k = \frac{\delta f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k)}{\delta u_k} \quad (2.15 \text{ b})$$

$$C_k = \frac{\delta g(\hat{x}_{k|k})}{\delta x_k} \quad (2.15 \text{ c})$$

$$D_k = \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial u_k} \quad (2.15 \text{ d})$$

1.b. Kovaryans Öngörüsü

$$P_{k|k-1} = A_k P_{k-1|k-1} A_k^T + Q_k \quad (2.16)$$

2. Düzeltme Adımı

2.a. Kalman Kazancının Hesaplanması

$$K_k = \frac{P_{k|k-1} C_k^T}{C_k P_{k|k-1} C_k^T + R_k} \quad (2.17)$$

2.b. Düzeltilmiş Durum Tahmini

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - g(\hat{x}_{k|k-1})) \quad (2.18)$$

2.c. Kovaryans Güncellemesi

$$P_k = (I - K_k C_k) P_{k|k-1} \quad (2.19)$$

2.6.2. Kokusuz Kalman Filtresi

Kokusuz Kalman Filtresi, Genelleştirilmiş Kalman Filtresi'nin doğrusallaştırma hatalarını minimize etmek için kullanılır. Ancak GKF'den daha karmaşık bir yapıya sahiptir (Ali vd., 2019). KKF doğrusallaştırma işlemi yapılmadan tahmini dağılım ortalamasını ve kovaryansını yakalayan sigma noktalarını kullanarak bir tahmin gerçekleştirir (Dini vd., 2024).

1. Öngörü Adımı

1.a. Sigma Noktalarının Oluşturulması

$$X_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1|k-1} & \hat{x}_{k-1|k-1} \pm \left(\sqrt{(N + \lambda)P_{k-1|k-1}} \right)_i \end{bmatrix} \quad i = 1, \dots, N \quad (2.20)$$

Burada X_k sigma noktasını ifade eder. $\hat{x}_{k-1|k-1}$ önceki durum tahmini, $P_{k-1|k-1}$ önceki durum kovaryansı, λ ölçekleme parametresi ve N ise durum vektörünün boyutudur.

1.b. Sigma Noktalarının Tahmin Edilmesi

$$X_{k|k-1} = f(X_k, u_k) \quad (2.21)$$

1.c. Öngörülen Durumun ve Kovaryansın Hesaplanması

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(m)} X_{k|k-1,i} \quad (2.22)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(c)} (X_{k|k-1,i} - \hat{x}_{k|k-1})(X_{k|k-1,i} - \hat{x}_{k|k-1})^T + Q_k \quad (2.23)$$

Burada $w_i^{(m)}$ ortalama hesaplama için ve $w_i^{(c)}$ kovaryans hesabı için ağırlıklardır. Bunlar ise aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$w_0^{(m)} = \frac{\lambda}{N + \lambda}, \quad w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{N + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (2.24)$$

$$w_i^{(m)} = w_i^{(c)} = \frac{1}{2(N + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2N \quad (2.25)$$

Eşitliklerdeki λ ise aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\lambda = \alpha^2(N + \kappa) - N \quad (2.26)$$

Buradaki α değeri sigma noktalarının dağılımını kontrol eden bir ölçeklendirme parametresidir. Tipik değeri 1'dir. β durum değişkenlerinin dağılımı hakkında bir ön bilginin dahil edilmesini sağlar, Gauss dağılımı için β 'nın tipik değeri 2'dir. κ ise ikincil ölçeklendirme parametresidir, Gauss dağılımı için tipik değeri 0'dır (URL 2).

2. Düzeltme Adımı

2.a. Ölçüm Sigma Noktalarının Oluşturulması

$$Z_k = [g(X_{k|k-1,0}), g(X_{k|k-1,1}), \dots, g(X_{k|k-1,N})] \quad i = 1, \dots, N \quad (2.27)$$

2.b. Ölçümün Tahmin Edilmesi

$$\tilde{z}_k = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(m)} Z_{k,i} \quad (2.28)$$

2.c. Ölçüm Kovaryansının Tahmin Edilmesi

$$P_{zz} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(c)} (Z_{k,i} - \tilde{z}_k)(Z_{k,i} - \tilde{z}_k)^T + R_k \quad (2.29)$$

2.d. Çapraz Kovaryansın Hesaplanması

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(c)} (X_{k|k-1,i} - \hat{x}_{k|k-1})(Z_{k,i} - \tilde{z}_k)^T \quad (2.30)$$

2.e. Kalman Kazancının Hesaplanması

$$K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1} \quad (2.31)$$

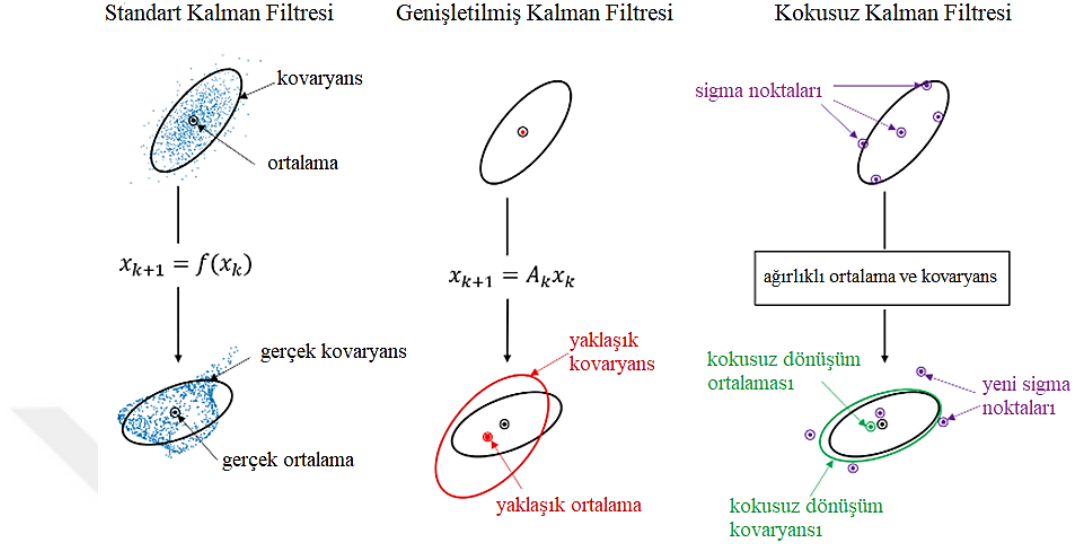
2.f. Durum Tahmininin Güncellenmesi

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - \tilde{z}_k) \quad (2.32)$$

2.g. Kovaryans Tahmininin Güncellenmesi

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{zz} K_k^T \quad (2.33)$$

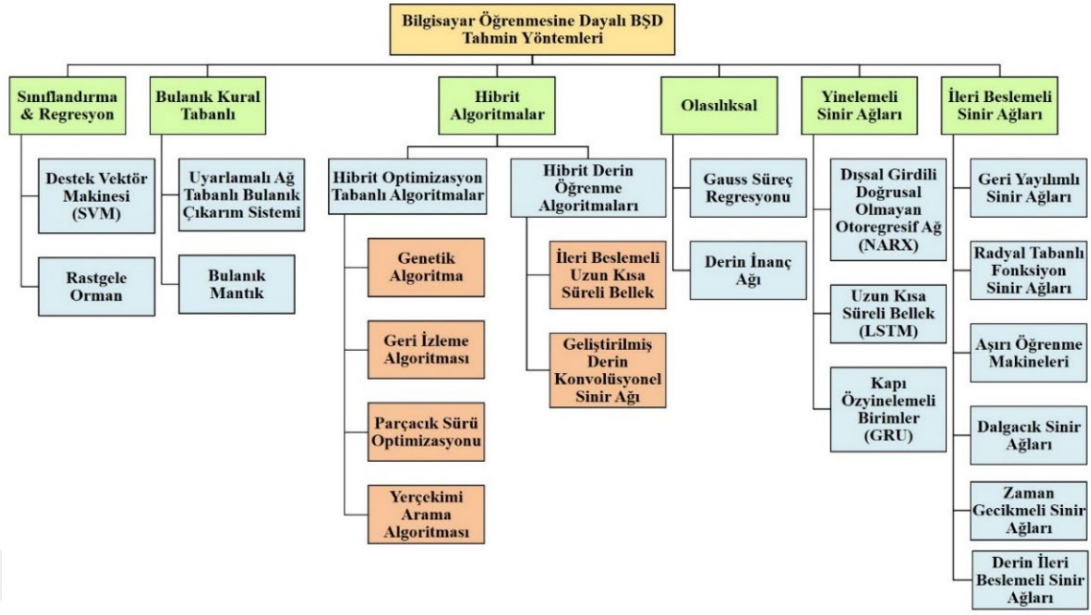
Şekil 2.22’de standart Kalman Filtresi, Genişletilmiş Kalman Filtresi ve Kokusuz Kalman Filtre’sinin tahmin süreçlerine ait bir karşılaştırma sunulmuştur.



Şekil 2.22. Standart KF, GKF ve KKF’nin tahmin süreçleri

2.7. Bilgisayar Öğrenmesine Dayalı Tahmin Yöntemleri

Bilgisayar öğrenmesine dayalı yöntemler son yıllarda BŞD tahmininde popülerlik kazanmıştır. Şekil 2.23’te bilgisayar öğrenmesine dayalı yöntemlerin bir sınıflandırılması verilmiştir. Genetik Algoritma, Bulanık Mantık, Destek Vektör Makinesi, Sinir Ağları bunların içerisinde en çok kullanılanlarıdır (How vd., 2020; Premkumar vd., 2022).



Şekil 2.23. Bilgisayar öğrenmesine dayalı BŞD tahmin yöntemlerinin sınıflandırılması (Sesidhar vd., 2023)

Destek Vektör Makinesi sınıflandırma veya regresyon problemlerinde kullanılan bir yöntemdir. Çok boyutlu bir uzayda verileri sınıflarına ayırmak için hiperdüzlemler kullanır (How vd., 2020).

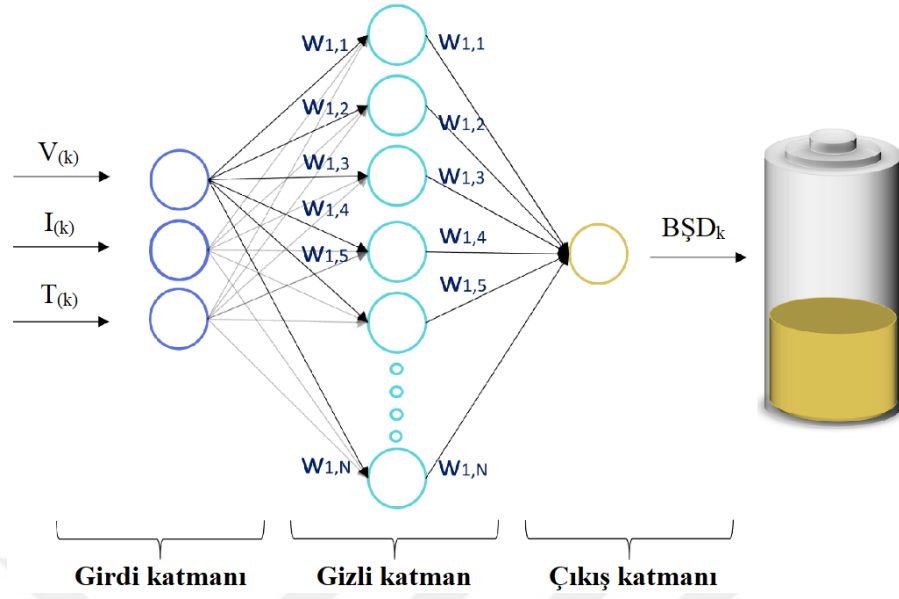
Bulanık mantık yöntemi iki değerli doğru ve yanlış mantığının yerine çok değerli mantık kavramını kullanır. Belirli bir problem için tanımlanan kurallar vasıtasıyla 0 ve 1 aralığında tamamen yanlış, kısmen doğru, tamamen doğru gibi değişken doğruluk değerleri sağlar (How vd., 2020). Bu yöntemin Lityum-iyon pillere uygulanmasında bazı kısıtlar vardır. Örneğin %40-%80 BŞD aralığında düz bir voltaj eğrisine sahip olan LFP piller için özelleştirilmesi zordur. Bulanık mantığın ana avantajı öznal analiz ile belirsiz bir girdiye dayalı olarak gerçek bir çıktı değeri bulmaktır. Bu nedenle yaygın olarak Batarya Yaşlanma Durumu (BYD) için kullanılır. Ancak bu yaklaşım gerçek dünyayı uyarlamak için çok fazla hafızaya ihtiyaç duyar (Watrın vd., 2012).

BŞD tahmininde bu grup içerisinde yaygın olarak çalışılan yöntem yapay sinir ağlarıdır (Chandran vd., 2021; Premkumar vd., 2022; Rimsha vd., 2023; Sarbu & Petreus, 2022). Bu çalışmada da yapay sinir ağı yaklaşımı ile BŞD tahmini gerçekleştirildiği için yapay sinir ağları ile BŞD tahmini ayrı bir bölüm olarak, daha detaylı bir şekilde ele alınmıştır.

2.7.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları bir insan beyni gibi nöronlara sahiptir. Bir nöron diğer nöronlardan bilgiyi alır, işler ve diğer nöronlara iletir (Sarbu & Petreus, 2022). Bu yaklaşımda model tabanlı yaklaşımların aksine bir matematiksel model ve bir pilin içerisinde gerçekleşen elektrokimyasal olaylara veya pilin voltaj davranışına dair bir bilgi birikimi gerektirmemesi bir avantajdır. Model tabanlı yaklaşımlarda pile ait bir bilgi birikiminin oluşturulması, model parametreleri için gerçekleştirilecek deneyler her zaman pratik olmayabilir. Ağ, pilin içyapısına ait herhangi bir ön bilgiye sahip olmadan, giriş ve çıkış arasında ilişki kurarak pilin davranışını öğrenebilir (El Fallah vd., 2023; How vd., 2020). Bu iki aşamada gerçekleştirilir. Birinci aşama ağın eğitilmesi için veri setlerinin oluşturulmasıdır. Bunun için laboratuvar şartlarında gerçek pil üzerinden sensörler vasıtasıyla veriler alınır. İkinci aşama ise öğrenme aşamasıdır. Sinir ağının pilin BŞD davranışını öğrenebilmesi için elde edilen veriler ve BŞD verileri ağa tanımlanır. BŞD öğrenme aşamasında girdi olarak tanımlanır ve amper-saat sayma yöntemiyle elde edilir. Öğrenme aşamasında ağ hatayı minimize edecek şekilde ağ parametrelerini güncelleyerek öğrenmeyi gerçekleştirir (Zheng vd., 2018). Ağın öğrenme performansı pil üzerinden alınan verilerin doğruluğuna, veri setinin büyüklüğüne ve verilerin çeşitliliğine önemli derecede bağlıdır. Verilerin doğru bir şekilde ölçülmesi ağın pil davranışını daha küçük hatalarla öğrenmesini sağlayacaktır. Çok küçük veri seti kullanılması ağın yetersiz öğrenmesine neden olurken çok büyük veri seti kullanılması aşırı öğrenmeye neden olacaktır.

Yapay sinir ağları temel olarak üç katmandan oluşur. Bu katmanlar girdi katmanı, gizli katman ve çıkış katmanıdır. Bir pilin yapay sinir ağları ile BŞD tahmini için genel sinir ağı yapısı Şekil 2.24'teki gibidir. Girdi katmanında çoğunlukla pil voltajı, akım ve pil sıcaklığı tanımlanır. Çıkış katmanında ise bir BŞD değeri üretilir.



Şekil 2.24. BSD tahmini için temel yapay sinir ağı yapısı, V voltaj, I akım, T sıcaklık, W ağırlıklar, BSD batarya şarj durumu

Şekil 2.24'teki sinir ağı yapısında öğrenme işlemi aşağıdaki aşamalar sonucunda gerçekleştirilir (Chandran vd., 2021; Çakır 2020; Eğrioğlu vd., 2020).

Adım 1: Girdi katmanını ağı bilgi sağlar. Burada, gelen bilgilerin önemi ve etkisi ağırlıklar ($w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,N}$) ile belirtilir. Ağırlıklar ve bias değerleri kullanılarak ağı Eşitlik 2.34'teki gibi bir birleştirme fonksiyonu uygulanır. Başlangıçta ağırlık ve bias değerleri rastgele atanır.

$$net_k = \sum_{j=0}^m w_{k,j} x_{m,j} + \theta_{k,j} \quad (2.34)$$

Burada *net* İngilizcede ağ anlamına gelen network kelimesinin kısaltmasıdır; net_k gizli katmandaki k'nci düğümün genel girişini, $x_{m,j}$ m giriş değişkeni için j'nci giriş katmanı düğümünü, $w_{k,j}$ ağırlığı ve $\theta_{k,j}$ bias değerini ifade etmektedir.

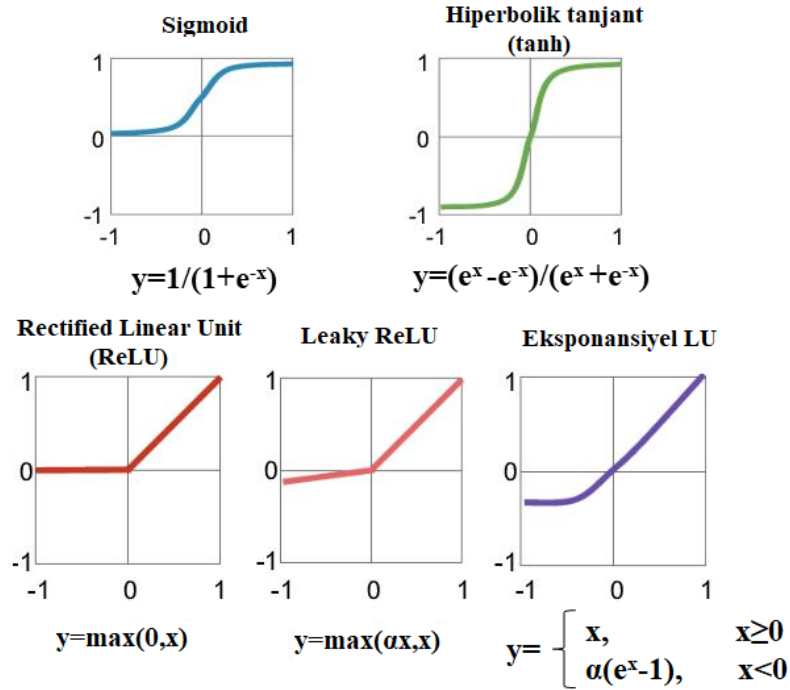
l'nci düğümdeki gizli katman çıktısı şu şekildedir:

$$x_{m,l} = S_h \left(\sum_{l=0}^n w_{k,j} x_{m,l} + \theta_{k,j} \right) \quad (2.35)$$

Çıkış katmanındaki genel l'inci düğüm şu şekilde verilir:

$$net(l) = \sum_l w_{l,k} x_{m,l} + \theta_{l,j} \quad (2.36)$$

Adım 2: Birinci adımda elde edilen net girdi değeri ile çıkış arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi kurmak için ağı bir aktivasyon fonksiyonu uygulanır. Literatürde kullanılan çeşitli aktivasyon fonksiyonları Şekil 2.25'te verilmiştir. Hangi problem için hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılacağına dair bir kural yoktur. Giriş ve çıkış arasındaki ilişkiyi uygun bir şekilde kuran aktivasyon fonksiyonu seçilir.



Şekil 2.25. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları

Adım 3: Nihai çıktı katmanı Eşitlik 2.37'deki gibidir:

$$B\hat{S}D_{l,m} = \sigma(\sum_l w_{l,k} x_{m,l} + \theta_{l,k}) \quad (2.37)$$

Burada $B\hat{S}D_{l,m}$ tahmin edilen BŞD ve σ aktivasyon fonksiyonudur.

Adım 4: Tahmin edilen hata çıkış katmanından giriş katmanına doğru geri yayılır:

$$\epsilon_0 = \sigma_0(1 - \sigma_0)(B\hat{S}D_0 - \sigma_0) \quad (2.38)$$

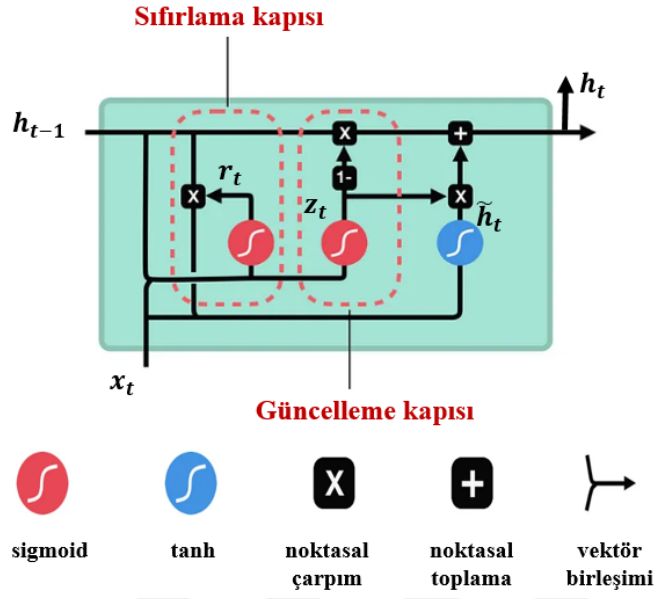
Gizli katmandaki hata ise aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\epsilon_h = \sigma_h(1 - \sigma_h)\epsilon_0 w_{l,i} \quad (2.39)$$

Adım 5: Ağı tahmini ile gerçek değer arasındaki hata kabul edilebilir mertebede değilse ağırlıklar ve biaslar güncellenir. Tahmin ile gerçek değer arasındaki hata minimum ise ağ öğrenmeyi gerçekleştirmiş demektir. Mevcut ağırlık ve bias değerleri kullanılır.

2.7.1.1. Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) Sinir Ağı

Kapı Özyinelemeli Birimler (Gated Recurrent Unit, GRU) bir özyinelemeli sinir ağı (Recurrent Neural Network, RNN) yapısıdır. RNN’ler İleri Beslemeli Sinir Ağları (Feed Forward Neural Network, FNN)’nin aksine önceki durumlardan sinyalleri bir dönem depolar, işler ve hatırlar. Bu nedenle RNN’ler doğal dil işleme, sistem modelleme ve zaman serisi gibi sıralı verilerin işlenmesinde başarılıdır. Ancak RNN’lerdeki en büyük sorun gradyanların kaybolması ve patlaması nedeniyle uzun giriş dizilerinde performansının kötüleşmesidir. Bu sorunu çözmek için LSTM ve GRU gibi gelişmiş RNN’ler önerilmektedir. LSTM ve GRU yapısında bilgilerin unutulmasını veya zaman içerisinde seçici olarak hatırlanmasına izin veren kontrol kapıları içerir. LSTM’nin yapısında üç kapı bulunur: (1) giriş kapısı, (2) çıkış kapısı ve (3) unutma kapısı. Ancak LSTM’nin karmaşık yapısı nedeniyle yüksek hesaplama yükü bir sorundur. LSTM’nin hesaplama yükünü dengelemek için GRU önerilmiştir. GRU daha basit yapı, daha düşük hesaplama maliyetleri ve daha az eğitim parametresi ile öğrenme imkanı sağlar. Ayrıca, diğer RNN’ler ile karşılaştırıldığında kaybolan gradyanlara karşı daha dayanıklıdır ve daha az bellek gereksinimine ihtiyaç duyar (Li vd., 2019, Sesidhar vd., 2023, Tian vd., 2023). GRU Şekil 2.26’da verildiği gibi sıfırlama kapısı ve güncelleme kapısı olmak üzere iki kapı içerir. Güncelleme kapısı LSTM’deki giriş ve unutma kapısına benzer çalışır. Hangi bilgilerin atılacağına, saklanacağına veya hangi yeni bilgilerin ekleneceğine karar verir. Sıfırlama kapısı ise önceki bilgilerden ne kadarının unutulacağına karar verir (Guo ve Ma, 2023).



Şekil 2.26. Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) yapısı

GRU'daki kapıların matematiksel ifadesi ise Eşitlik 2.40-2.43'teki gibidir (Guo ve Ma, 2023).

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \quad (2.40)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \quad (2.41)$$

$$h'_t = \tanh(W x_t + U(r_t \odot h_{t-1})) \quad (2.42)$$

$$h_t = z_t h_{t-1} + (1 - z_t) h'_t \quad (2.43)$$

Burada z_t giriş bilgilerini filtreleyen bir güncelleme kapısıdır, $[0,1]$ arasında ölçeklendirme yapar, r_t geçersiz bilgileri silmek için kullanılan sıfırlama kapısını temsil eder, h'_t önceki çıkışı dikkate alarak değerli bilgileri depolamak için kullanılır. h_t mevcut zaman adımının girişini ve önceki zaman adımının çıkışını işledikten sonraki çıktıdır. Farklı alt indislerle ifade edilen W ve U her bir işlemin farklı ağırlıklarını temsil eder.

2.8. Batarya Modelleri

Batarya paketinin daha verimli ve güvenli çalışma sınırları içerisinde çalışması için batarya davranışının doğru bir şekilde tahmin edilmesi gerekir. Akım, voltaj, sıcaklık gibi giriş büyüklükleri gerçek zamanlı senaryolarda çalışma koşullarının değişmesiyle birlikte gürültü içerir. Bu nedenle batarya durum tahminleri için doğrudan sensörlerden ölçülen değerlerin kullanılması durumunda hatalı sonuçlar üretilir. BYS'nin doğru bir şekilde görevini yerine getirebilmesi için akım, voltaj, sıcaklık değerlerinin doğru tahmin edilmesi gerekir. Bu nedenle batarya modelleri durum tahminleri ve BYS içerisindeki çeşitli kontrol modülleri için önemli bir veri kaynağı görevi görür (Ashok vd., 2022).

Batarya modeli yaklaşımları literatürde temel olarak üç sınıfa ayrılmıştır: 1) beyaz kutu modeli, 2) kara kutu modeli ve 3) gri kutu modelidir. Farklı uygulamalar için modellerden beklenen çıktılar farklı olabilir. Hangi uygulamada hangi model yaklaşımının seçileceğinde aşağıdaki dört ana unsur göz önünde bulundurulur (Zhang vd., 2014):

- 1) Doğruluk: Model, bir pilin gerçek davranışını ne kadar doğru simüle edebiliyor?
- 2) Model karmaşıklığı: Modelde kullanılacak parametreler nelerdir, bu parametrelerin elde edilmesi için gerekli bilgi birikimi düzeyi nedir, gerekli deneysel verilerin karmaşıklığı ve uygulanabilirliği nedir?
- 3) Hesaplama maliyeti: Simülasyon süresi ne kadar, gerekli depolama alanı boyutu nedir?
- 4) Yorumlanabilirlik: Model gerçek bir pilde gerçekleşen elektrokimyasal olayları ve batarya davranışının sıcaklık, yaşlanma durumu gibi faktörlere bağlı değişimini modelleyebiliyor mu?

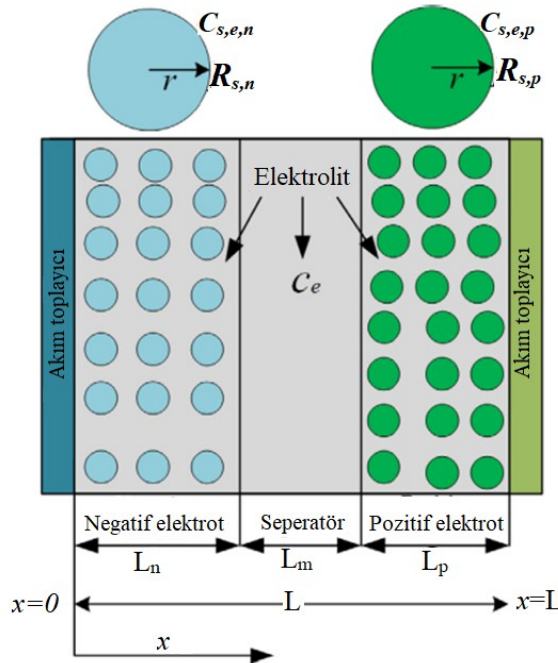
2.8.1. Beyaz Kutu Modeli

Beyaz kutu modelleri daha çok elektrokimyasal modeller olarak bilinir. Bu modeller pilin içerisinde gerçekleşen iyon difüzyonu, iyon dağılımı, kütle ve yük dengesi gibi mikro boyuttaki kimyasal olayları pilin akım, voltaj, sıcaklık gibi makro boyuttaki davranışları ile ilişkilendirebilir (Campagna vd., 2020; Zhou ve Wang, 2020). Ancak pil içerisinde

gerçekleşen bu olaylar çok sayıda bilinmeyenli kısmi diferansiyel denklemler ile modellenir. Bu denklemlerin çözümünde pek çok parametreye ihtiyaç vardır ve bunların çoğu hücre kimyası, üretim aşaması vb. hakkında derin bilgi gerektirir (Campagna vd., 2020). Bu da modelin karmaşık hale gelmesine, hesaplama ve depolama yükünün artmasına sebep olur (Fan vd., 2018).

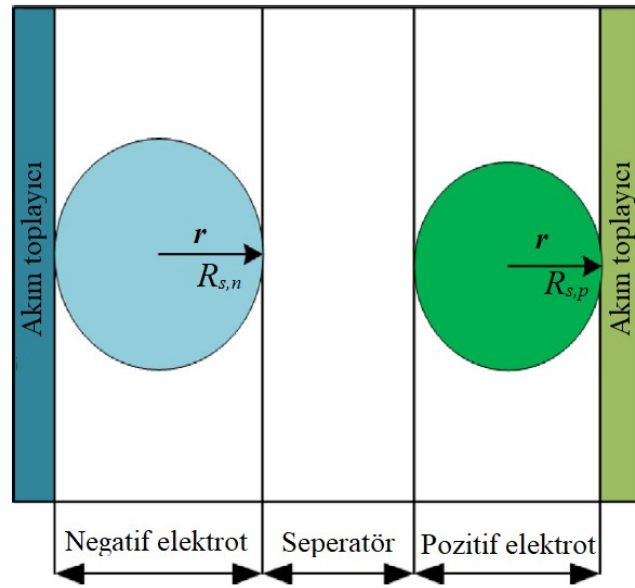
En bilinen elektrokimyasal batarya modelleri Sanki İki Boyutlu (Pseudo Two Dimentional, P2D) model, Tek Parçalı (Single Particle, SP) model ve Genişletilmiş Tek Parçalı (Extended Single Particle) modeldir (Zhou vd., 2020).

P2D modeli Fuller, Doyle ve Newman tarafından geliştirilen ilk elektrokimyasal batarya modelidir (Campagna vd., 2020). Geliştirilen bu model elektrolitteki lityum iyon difüzyonunu, elektrot reaksiyon kinetiğini, ohm yasasını, yük ve malzeme korunumu açıklar. Şekil 2.27’de modelin şematik diyagramı verilmiştir. Modellere ait eşitliklere hem karmaşık olması hem de derin elektrokimya bilgisi gerektirdiği için ve bu çalışmanın ana konusu olmaması sebebiyle değinilmemiştir.



Şekil 2.27. Lityum iyon pilin P2D modelinin şematik diyagramı (Liu vd., 2022)

SP modeli ise P2D modelinin sadeleştirilmiş halidir. Sadeleştirme için üç önemli kabul yapılmıştır. Bunlardan ilki negatif ve pozitif elektrotlar iki küresel parçacık ile temsil edilmiştir (Şekil 2.28). İkincisi elektrolit konsantrasyonu ihmal edilmiştir ve elektrolit potansiyelinin elektrotun her yerinde eşit olduğu kabul edilmiştir. Son olarak, lityum akışının giriş akımı ile orantılı olduğu kabul edilmiştir (Liu vd., 2022). Böylelikle S2D modeline kıyasla daha az parametre ve daha az denklem kullanılarak daha yüksek hesaplama verimliliği sağlanmıştır. Ancak basitleştirilmiş bu model yalnızca düşük şarj ve deşarj oranları için uygundur ve model doğruluğu daha düşüktür. SP modelindeki bu eksiklikleri gidermek için modele sıvı faz difüzyon sürecinin ve heterojen reaksiyon dağılımının etkisi modele dahil edilerek Genişletilmiş SP modeli geliştirilmiştir (Zhou vd., 2020).



Şekil 2.28. Lityum iyon pilin SP modelinin şematik diyagramı (Liu vd. 2022)

Bu basitleştirilmiş modellerde sadeleştirme işleminde bir denge noktası etrafında doğrusallaştırma işlemi yapılmaktadır. Modelin doğruluğu bu doğrusallaştırma işlemine duyarlı olduğu için %0-%100 BŞD aralığında model denge noktasından uzaklaşmakta ve hatalar artmaktadır (Fotouhi vd., 2016). Fotouhi vd. (2016) basitleştirilmiş elektrokimyasal modellerin daha dar BŞD aralığında çalıştıklarından Hibrit ve Elektrikli Araçlar için kabul edilebilir olacağını ancak BŞD'nin %0 ile %100 aralığında değiştiği durumlarda elektrikli araçlarda kabul edilemeyeceğini ifade etmişlerdir. Ayrıca

parametrelerin belirlenmesi ve doğrusal olmayan denklemlerin çözülmesi basitleştirilmiş modeller için de zordur (Tamilselvi vd., 2021). Bu nedenle elektrokimyasal modeller daha çok yeni batarya hücreleri tasarlamak için kullanılır, elektrikli araçlarda batarya yönetimi için tercih edilmezler (Falconi, 2016; Hu vd., 2012; Huo vd., 2020).

2.8.2. Kara Kutu Modelleri

Kara kutu modelleri sistemin içyapısına dair herhangi bir bilgi sunmaz. Sistemin girdileri ve çıktılarını kullanarak sistemin genel davranışı hakkında bir bilgi sağlar. Bu yaklaşım Bulanık Mantık, Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine) ve Yapay Sinir Ağları gibi veri tabanlı yöntemler örnek olarak verilebilir. Öğrenmeye dayalı yaklaşımlarda batarya hücresine ait akım, voltaj, sıcaklık gibi veriler girdi olarak tanımlanır ve bir öğrenme modeli uygulayarak girdi ve çıktı değişkenleri arasında doğrusal olmayan bir ilişki kurulabilir (Tamilselvi vd., 2021). Öğrenme modeline tanımlanan girdi ve çıktı değişkenleri deneysel olarak elde edilir. Dolayısıyla modelin öğrenme performansı deneysel verilerin doğruluğuna bağlıdır ve farklı çalışma koşullarında değişen elektrokimyasal davranışı yorumlamada yetersiz kalabilir (Zhou vd., 2021). Ayrıca batarya davranışının başarılı bir şekilde öğrenilebilmesi için büyük boyutlarda verinin girdi olarak tanımlanması gerekir. Hibrit ve Elektrikli Araçlar açısından değerlendirildiğinde büyük boyutlu verilerin BYS tarafından işlenmesi ve depolanması verimli olmadığı için bu yaklaşım çok fazla tercih edilmez (Huo vd., 2020; Saldaña vd., 2019).

2.8.3. Gri Kutu Modelleri

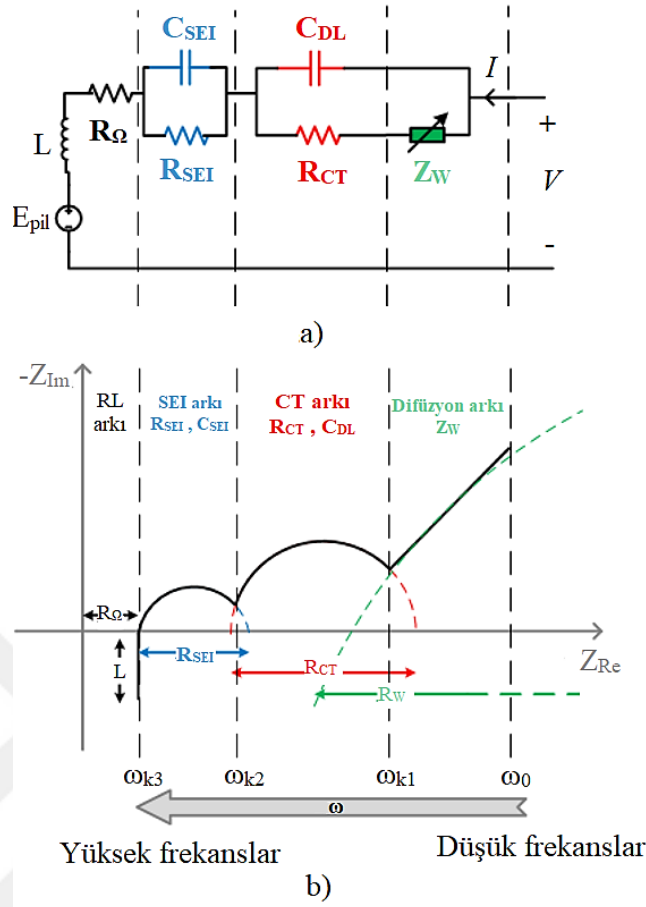
Gri kutu modelleri ise beyaz kutu ve kara kutu modeli yaklaşımlarını birlikte kullanır. Yani sistemin içyapısına ve işleyişine ait bir takım bilgiler sunar ancak bunları detaylı bir şekilde açıklamaz. Deneysel veriler ile matematiksel eşitlikleri birlikte kullanan bir modelleme yaklaşımıdır. Gri kutu modelleri elektriksel eşdeğer devre modeli olarak da bilinir. Bu yaklaşımda bir batarya hücresinin voltaj davranışını modelleyebilmek için voltaj kaynağı, direnç, kapasitör gibi elektriksel devre elemanları kullanılır. Simülasyon verimliliği sağlandığı sürece hücre davranışını yüksek doğrulukla modelleyebilirler (Miniguano vd., 2020).

Eşdeğer devre modelleri batarya hücresi içerisinde gerçekleşen elektrokimyasal olaylar hakkında detaylı bilgi vermez. Hücre içerisinde gerçekleşen kimyasal reaksiyonların hücrenin dinamik davranışına olan etkisini açıklar (Xie vd., 2023). Bir batarya hücresinde elektrotlar üzerinden akım geçtiğinde, deşarj sırasında polarizasyonlar meydana gelir. Bu polarizasyonlar nedeniyle hücre geriliminde kayıplar oluşur ve gerilim düşer. İç direnç, aktivasyon polarizasyonu ve konsantrasyon polarizasyonu bir pil içerisinde en baskın olan polarizasyonlardır ve eşdeğer devre modelleri bu kayıpları dikkate alır (Zhou vd., 2020).

İç direnç veya omik direnç bir pilin anahtar parametresidir. Pilin özgül gücü (Wh/kg), hızlı şarj olma kabiliyeti, rejeneratif frenleme, enerji verimliliği ve fiziksel bozunması iç direnç ile doğrudan ilişkilidir. İç direnç karmaşık bir olgudur. Elektrolitin iyonik direnci, akım toplayıcıların elektronik direnci, elektrotların elektrik sekmeleri, aktif kütlenin elektronik direnci ve akım toplayıcılar ile aktif kütle arasındaki temas direncinin bir birleşimidir (Xie vd., 2023). Buna ek olarak bir pilin iç direnci şarj/deşarj akım oranı, şarj durumu, yaşlanma durumu, sıcaklık, kullanım geçmişi, yaşlanma gibi faktörlerden etkilenir (Anseán vd., 2014). Bu nedenle BYS'ler için önemli parametrelerden bir tanesidir.

Aktivasyon polarizasyonu elektrotlardaki elektrokimyasal reaksiyonların aktivasyonu ile ilişkilidir. Elektrot yüzeyindeki elektrokimyasal reaksiyonu yürütmek için harcanan enerjinin bir sonucu olarak voltajdaki düşüş aktivasyon polarizasyonu ile ifade edilir. Elektrolit içindeki iyonların taşınması göç ve difüzyon yoluyla gerçekleşir. Elektrot yüzeylerinde bu kütle transferine karşı bir direnç oluşur ve konsantrasyon yerel olarak değişir. Bu konsantrasyon gradyanlarından kaynaklanan kayıplar konsantrasyon polarizasyonu olarak adlandırılır. Konsantrasyon polarizasyonu ise diğer iki polarizasyona kıyasla daha yavaş gelişir ve deşarj akımı değişimiyle kademeli olarak artar (Xie vd., 2023). Tüm bu kayıplar voltaj düşüşüne neden olur ve faydalı enerjinin bir kısmını atık ısı olarak tüketir. Eşdeğer devre modelleri bu gerilim davranışını direnç ve kapasitans gibi elektriksel devre elemanlarını kullanarak modeller. Bu devre elemanları pil davranışını karakterize eden parametrelerdir. Bu parametrelerin çıkarılmasında frekans alanı ve zaman alanı yaklaşımı olmak üzere iki farklı yöntem kullanılmaktadır.

Frekans alanı yaklaşımında geniş bir frekans aralığında pile küçük akım (veya voltaj) sinyalleri göndererek pilin çıkıştaki voltaj (veya akım) cevabı ölçülerek sinyallerin elektriksel ve elektrokimyasal analizleri yapılır. Elektrokimyasal Empedans Spektroskopisi (Electrochemical Impedance Spectroscopy, EIS) bu analizler için kullanılan yaygın bir yöntemdir. Pil cevabı olarak ölçülen akım veya voltaj sinyalleri hızlı Fourier Dönüşüm tekniği ile batarya empedansı Nyquist diyagramı olarak bilinen frekans cevabına dönüştürülür. Nyquist eğrisinin bir eşdeğer devre modeline uydurulması ile model parametreleri elde edilir (Abaspour vd., 2022; Geng vd., 2022; Zhang vd., 2016). Şekil 2.29 a'da frekans alanlı bir eşdeğer devre modeli ve Şekil 2.29 b'de ise Nyquist eğrisi olarak bilinen empedans eğrisi verilmiştir. Bu eğrinin elde edilmesi için hücreye zaman alanında bir akım veya voltaj uygulanır ve hücrenin cevabı (akım veya voltaj) yine zaman alanında kaydedilir. Elde edilen sinyaller Ayrık Fourier Dönüşüm tekniği ile frekans alanına dönüştürülür. Uygulanan giriş ve çıkış sinyalleri birlikte analiz edilerek eşdeğer devre modeli parametreleri tahmin edilir (Abaspour vd., 2022). Frekans alanı yaklaşımı tüm frekans aralıklarında iyi bir doğruluk sağlar ancak karmaşık bir yapıya sahiptir (Bouzaid vd., 2022).



Şekil 2.29. a) Frekans alanlı eşdeğer devre modeli b) Empedans spektrumu (Nyquist eğrisi) (Abaspour vd., 2022)

Zaman alanı yaklaşımında ise pile akım uygulanır ve cevap olarak pil voltajı ölçülür. Bu yaklaşım girdi (akım) ile çıktı (voltaj) arasındaki ilişki kurulmasını kolaylaştırır ve daha basit bir yapı sunar. Literatürde yaygın olarak bu yaklaşım tercih edilir.

Literatürde en yaygın kullanılan eşdeğer devre modelleri Rint model, Thevenin model, PNGV (Partnership for a New Generation of Vehicles) model, İkinci derece Thevenin model veya bir diğer adıyla Çift Polarizasyonlu (Dual Polarization, DP) modeldir.

Üç modelleme yaklaşımının karşılaştırması Çizelge 2.3'te verilmiştir. Doğru tahmin ve çeşitli koşullar altında uzun süreli davranış tahminleri için düşük dereceli elektrokimyasal model iyi bir donanıma sahiptir. Fiziksel temelleri nedeniyle lineer olmayan etkileri yansıtabilirler. Bu nedenle, sürüş çevriminin ivmelenme ve yavaşlama şartlarının altında bile doğruluğu yüksek seviyelerde tutabilir. Ancak elektrokimyasal modellerin ana

dezavantajı karmaşıklığıdır ve bunun sonucunda düşük hesaplama verimi ve çok sayıda giriş parametresine ihtiyaç duyulması söz konusudur. Batarya modelini daha kompleks bir simülasyonun bir parçası olarak kullanmak daha önemliyse eşdeğer devre modeli gerekli sonuçları sağlayabilir. Yeterli doğruluk, hesaplama verimliliği ve girdi parametrelerinin kullanılabilirliği üzerinde daha büyük etkisi olmadan yüksek dereceli devre modelleri kullanılarak sağlanabilir. Bu nedenle eşdeğer devre modelleri çevrimiçi görüntüleme ve gerçek zamanlı uygulamalar için uygundur (Tomasov vd., 2019). Tüm bu kriterler eşdeğer devre modellerinin elektrikli araçların batarya yönetim sistemlerinde kullanımı için avantaj sağlar. Bu nedenle bu çalışmada eşdeğer devre modeli yaklaşımı tercih edilmiştir.

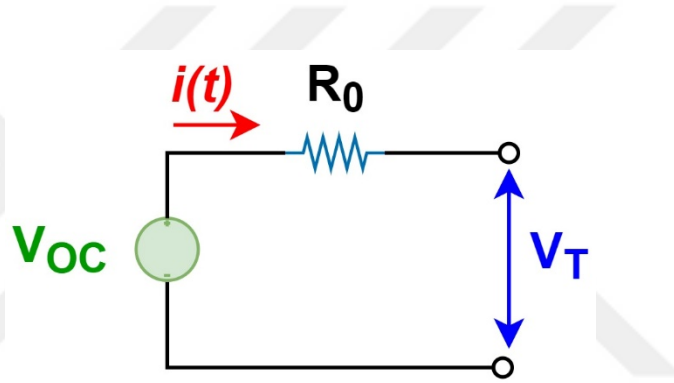
Çizelge 2.3. Batarya modellerinin karşılaştırılması (Zhou vd., 2021)

Model Tipi	Beyaz Kutu (Elektrokimyasal Model)	Kara Kutu (Öğrenme Tabanlı Modeller)	Gri Kutu (Eşdeğer Devre Modeli)
Doğruluk	Çok yüksek	Orta	Orta
Hesaplama Karmaşıklığı	Çok yüksek	Orta	Orta ila düşük
Konfigürasyon Çabası	Yüksek	Orta ila yüksek	Orta
Zaman	Eşitliklerin çözümü çok fazla zaman alır.	Geçmiş batarya bilgisi gerektirmediğinden daha az zaman alıcıdır.	Basit ve kolay anlaşılır. Orta düzeyde zaman alıcıdır.
Yorumlama Becerisi	Düşük	Düşük	Yüksek
Artılar	Elektrokimyasal teorilere dayalı bilgilerle oluşturulan matematiksel modeller batarya karakteristiğini daha iyi yansıtabilir ve yüksek doğruluğa sahiptir.	Fiziksel modelleme sürecini ortadan kaldırır. Bataryanın iç durumunu hızlı bir şekilde değerlendirebilir ve analiz edebilir.	Basit yapıdadır ve model parametrelerine kolayca erişilebilir.
Eksiler	Bazı çalışma koşullarına zayıf adaptasyon, zayıf tahmin sonuçlarına yol açar.	Tahmin doğruluğu büyük ölçüde veri sayısına bağlıdır ve yakınsama hızı düşüktür.	Bataryanın iç karakteristiğini iyi bir şekilde yansıtamaz.

2.9. Eşdeğer Devre Modelleri

2.9.1. Rint Model

Rint model en basit ve en temel eşdeğer devre modelidir. Sadece kontaklardan, elektrotlardan ve elektrolitten kaynaklanan iç direnci dikkate alır. Konsantrasyon ve aktivasyon polarizasyonlarını dikkate almaz (Saldaña vd., 2019; Tomasov vd., 2019). Bu nedenle bataryanın voltaj davranışını modellemede yetersiz kalır (Nejad vd., 2016). Şekil 2.30’da görüldüğü üzere iç direnç bir voltaj kaynağına seri olarak bağlanan bir direnç elemanı ile modellenir. Rint modelin matematiksel ifadesi ise Eşitlik 2.44’te verilmiştir (Nikolian vd., 2014).



Şekil 2.30. Rint modelin eşdeğer devre şeması

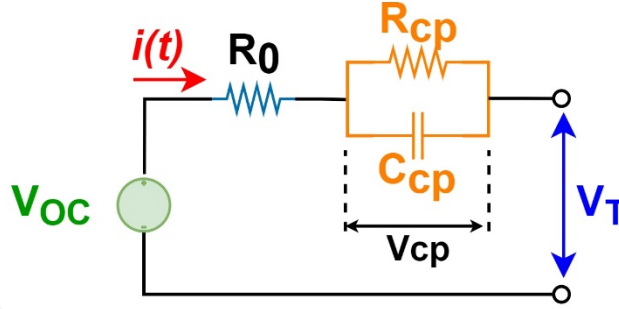
$$V_T = V_{OC} - i(t)R_0 \quad (2.44)$$

Burada V_T batarya terminal voltajı (V), V_{OC} açık devre voltajı (Open Circuit Voltage, OCV) (V), $i(t)$ akım (A), R_0 iç direnç (Ω)’tir.

2.9.2. Thevenin Model

Thevenin modeli Rint modelin bir derece daha iyileştirilmiş halidir. İç direncin yanı sıra konsantrasyon polarizasyonunu da dikkate alır. Rint modele paralel bağlı bir direnç ve kapasitans elemanının dahil edilmesi ile Thevenin ya da bir diğer adıyla 1 RC model elde edilir. Devredeki RC elemanı sayısı artırılarak farklı derecelerde Thevenin modeli oluşturulabilmektedir. RC elemanlarının sayısı arttırıldıkça model doğruluğu da artar, ancak bununla birlikte model karmaşıklığı ve hesaplama maliyeti de artar. Bu nedenle

çoğunlukla birinci derece Thevenin model ya da ikinci derece Thevenin model (DP model) tercih edilir. Birinci derece Thevenin modeline ait eşdeğer devre şeması Şekil 2.31’de verilmiştir. Thevenin modele ait batarya terminal voltajı ise Eşitlik 2.45’teki gibi yazılabilir.



Şekil 2.31. Thevenin modelin eşdeğer devre şeması

$$V_T = V_{OC} - i(t)R_0 - V_{cp} \quad (2.45)$$

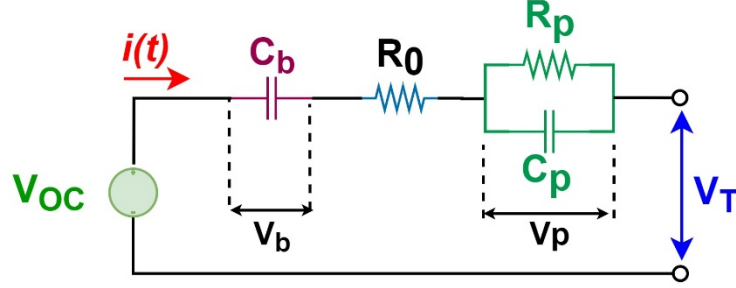
$$\dot{V}_{cp} = -\frac{V_{cp}}{R_{cp}C_{cp}} + \frac{i(t)}{C_{cp}} \quad (2.45.a)$$

Eşitlikte V_T batarya terminal voltajı (V), V_{OC} açık devre voltajı (V), $i(t)$ akım (A), R_0 iç direnç (Ω), V_{cp} konsantrasyon polarizasyonu voltajı (V), R_{cp} konsantrasyon polarizasyonu direnci (Ω), C_{cp} konsantrasyon polarizasyonu kapasitansını (F) ifade etmektedir.

2.9.3. PNGV (Partnership for a New Generation of Vehicles) Model

PNGV modeli, ABD Enerji Bakanlığı tarafından sunulan Güç Destekli Hibrit Elektrikli Araçlar için bir batarya modelidir (INEEL, 2001). Şekil 2.32’de gösterildiği gibi bir iç direnç elemanı, bir RC elemanı ve seri bağlı bir kapasitans kullanarak bataryanın voltaj davranışını simüle eder. Yığın kapasitansı olarak da bilinen C_b , hücre kapasitesi ile açık devre voltajı arasındaki ilişkiyi yansıtır. PNGV modeli kısa süreli simülasyonlarda voltaj davranışını modellemede başarılı olsa da uzun süreli simülasyonlarda hata değeri artar

(He vd.,2012; Huang vd., 2020; Miniguano vd., 2020). PNGV modeline ait voltaj ifadesi Eşitlik 2.46’da verilmiştir.



Şekil 2.32. PNGV modelin eşdeğer devre şeması

$$V_T = V_{OC} - i(t)R_0 - V_p - V_b \quad (2.46)$$

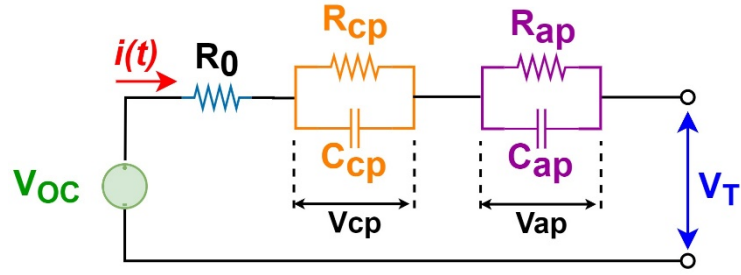
$$\dot{V}_p = -\frac{V_p}{R_p C_p} + \frac{i(t)}{C_p} \quad (2.46.a)$$

$$V_b = C_b \int i(t) dt \quad (2.46.b)$$

Eşitlikte V_T batarya terminal voltajı (V), V_{OC} açık devre voltajı (V), $i(t)$ akım (A), R_0 iç direnç (Ω), V_p polarizasyon voltajı (V), R_p polarizasyon direnci (Ω), C_p polarizasyon kapasitansı (F), V_b açık devre voltajındaki değişim (V), C_b yığın kapasitansını (F) ifade etmektedir.

2.9.4. Çift Polarizasyon (DP) Eşdeğer Devre Modeli

Çift Polarizasyon (DP) modeli ikinci derece Thevenin modeli ya da 2RC model olarak da bilinir. Devrede seri bağlı bir direnç ve iki adet RC elemanı bulunur (Şekil 2.33). RC devrelerinden bir tanesi konsantrasyon polarizasyonunu modellerken diğeri elektrot yüzeyinde meydana gelen aktivasyon polarizasyonunu modeller. Böylelikle, DP modelindeki toplam direnç iç direnç, konsantrasyon polarizasyonu ve aktivasyon polarizasyonunu içerir (Nikolian vd., 2014). DP modeline ait voltaj ifadesi Eşitlik 2.47’de verilmiştir.



Şekil 2.33. DP modelin eşdeğer devre şeması

$$V_T = V_{OC} - i(t)R_0 - V_{ap} - V_{cp} \quad (2.47)$$

$$\dot{V}_{ap} = -\frac{V_{ap}}{R_{ap}C_{ap}} + \frac{i(t)}{C_{ap}} \quad (2.47.a)$$

$$\dot{V}_{cp} = -\frac{V_{cp}}{R_{cp}C_{cp}} + \frac{i(t)}{C_{cp}} \quad (2.47.b)$$

Eşitlikte V_T batarya terminal voltajı (V), V_{OC} açık devre voltajı (V), $i(t)$ akım (A), R_0 iç direnç (Ω), V_{ap} aktivasyon polarizasyonu voltajı (V), V_{cp} konsantrasyon polarizasyonu voltajı (V), R_{ap} aktivasyon polarizasyonu direnci (Ω), C_{ap} aktivasyon polarizasyonu kapasitansı (F), R_{cp} konsantrasyon polarizasyonu direnci (Ω), C_{cp} konsantrasyon polarizasyonu kapasitansını (F) ifade etmektedir.

DP modelin voltaj karakteristiğini yansıtmadaki başarısı diğer üç modele kıyasla daha yüksektir (Daowd vd., 2010; He vd., 2012; Madani vd., 2018; Zhou vd., 2021). DP modele daha fazla RC elemanının eklenmesi model karmaşıklığı ve hesaplama maliyetini arttırırken model doğruluğunu çok fazla etkilememektedir. Bu nedenle literatürde yapılan çalışmalarda DP model önerilmektedir (He vd., 2012; Jackey vd., 2019; Zhou vd., 2021).

2.10. Literatür Taraması

Literatürde daha doğru bir BŞD tahmini için mevcuttaki yöntemlerin kullanıldığı ve yeni algoritmaların geliştirildiği veya geleneksel yöntemlerin birleştirilmesiyle oluşturulan birleşik algoritmalar ile gerçekleştirilen pek çok çalışma bulunmaktadır. EK 1'de yurt içerisinde ve yurt dışında bu konu ile ilgili yapılan lisansüstü tez çalışmaları ve makaleler özetlenmiştir.

Muratoğlu (2017), Li-iyon pillerin BŞD tahmini için GKF ve KKF yöntemlerinin karşılaştırmasını yapmıştır. Oluşturduğu modelde girdi olarak kapasite-direnç değişim etkisi ve sıcaklık etkisini parametre olarak kullanmıştır. Aynı zamanda bir hücre dengeleme devresi oluşturmuş ve KKF yöntemi ile BYS tasarımı da yapmıştır.

Dişçi (2018) Li-iyon bataryaların şarj durumlarının kestirimi için GKF ve Adaptif GKF yaklaşımlarını karşılaştırmıştır. Oluşturulan modellerin doğruluğunu test etmek için HPPC testi ve elektrikli araçlar için tipik sürüş çevrimi olarak bilinen FUDS çevrimi kullanılmıştır.

Özay (2019) çalışmasında GKF kullanarak BŞD tahmini gerçekleştirmiştir ve WLTP çevrimine göre doğrulamasını yapmıştır. Çalışmada sıcaklık etkisi de dikkate alınmıştır. Aynı zamanda seri bağlı 16 hücre ile oluşturulan bir batarya paketi kullanılarak batarya dengelemesi de çalışılmıştır.

İpek (2019) BŞD tahmini için Python yazılımını kullanmıştır ve Makine Öğrenmesi yöntemleri olan Gradient Boosting, XGBoost teknikleri ile NMC bataryalar için BŞD tahminini gerçekleştirmiştir. Karşılaştırma amacı ile GKF yöntemini de kullanmıştır.

Bostan (2019) de çalışmasında GKF ve KKF yöntemlerini kullanmıştır. Batarya eşdeğer devre modellerini geliştirmek için Matlab Parametre Tahmin Araç Kutusu'ndan yararlanmıştır. Çalışmasında Rint, Thevenin ve Çift Polarizasyon (DP) eşdeğer devre modellerini kullanmıştır. WLTP çevrimine göre BŞD tahmini yapılan çalışmada Koksuz Kalman Filtresi'nin daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

Çelik (2020) BŞD tahmininde başarılı olan ancak yakınsama ve hesaplama süresi uzun olan Kalman Filtresi yöntemlerine alternatif olarak nispeten daha kısa yakınsama ve hesaplama süresine sahip PID kontrollü GKF yöntemini önermiştir. Model doğrulaması için WLTP çevrimine ait akım ve voltaj profillerini kullanmıştır.

He vd. (2013) çalışmalarında GKF ve KKF'nin karşılaştırmasını yapmışlardır. Pil modeli olarak Thevenin modelini kullanmışlardır. Başlangıç BŞD değeri için gerçek değerinden farklı bir değer tanımlayarak filtrelerin gerçek BŞD eğrisini yakalama hızlarını irdelemişlerdir. Elde ettikleri sonuçlarda KKF'nin ortalama %1,6 hata ile GKF'den daha

düşük bir hata ile tahmin yapabildiği ve başlangıç BŞD değerinin hatalı girilmesi durumunda gerçek BŞD eğrisine daha kısa sürede yakınsadığı sonucunu elde etmişlerdir. Zheng vd. (2019) paralel çalışan iki GKF filtresinden oluşan bir Dual Adaptif GKF (DAGKF) tasarlamışlardır. Birinci filtre BŞD tahmini için ve ikinci filtre zamana bağlı değişen pil parametrelerini belirlemek için kullanılmıştır. Filtrelerin tahmin performansları BJDST için karşılaştırılmıştır. BJDST testi altında ortalama bağıl hata değerleri GKF ve Dual GKF için sırasıyla %2,60 ve %0,88 olarak elde edilmiştir.

Zhu vd. (2019) ise NMC ve NCA piller için geleneksel GKF ve Adaptif GKF (AGKF)'nin BŞD tahmin performanslarını karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında batarya modeli için DP model kullanmışlardır. Modellemede kesirli mertebeli (Fractional Order, FO) ve tamsayı mertebeli (Integer Order, IO) yaklaşımlar karşılaştırılmıştır. Bu yaklaşımların BŞD tahmini üzerine etkileri de incelenmiştir. UDDS ve HWFET sürüş çevrimleri altında ortalama ve maksimum tahmin hataları verilmiştir. Her iki pil kimyası için de en iyi tahmin performansı FO-AGKF ile elde edilmiştir. NCA pil için FO-AGKF'nin maksimum hata değeri UDDS'de % 4,63 ve HWFET'de % 3,15'tir. NMC pil için ise maksimum hata değerleri UDDS ve HWFET için sırasıyla % 3,74 ve % 2,85'tir. Elde edilen sonuçlar aynı zamanda batarya modelinin BŞD tahmini üzerindeki etkisini de göstermektedir. FO yaklaşımı modelleme hatalarını azalttığı için bu yaklaşım ile kurulan batarya modelinin kullanıldığı filtre de daha başarılı olmuştur.

Yang vd. (2020) seri bağlı DP batarya modelleri kullanarak bir batarya paketi modellemişlerdir ve GKF yöntemi ile kısa, orta ve uzun zaman ölçeklerinde BŞD tahminini çalışmışlardır. Kısa zaman ölçeği belirli bir hücre için BŞD ve model parametrelerinin tahminini, orta zaman ölçeği diğer hücreler için BŞD ve model parametrelerinin tahminini ve uzun zaman ölçeği ise tüm hücrelerin kapasite tahminini içermektedir. GKF'nin performansını incelemek için NEDC ve UDDS testlerini kullanmışlardır. Batarya paketindeki her bir hücre için tüm test süresi boyunca %5'in altında bir hata ile BŞD tahmini gerçekleştirilmiştir.

Zhang vd. (2021) ise adaptif GKF (AGKF)'nin performansını incelemişlerdir. Filtre içerisinde birinci dereceden Thevenin model kullanmışlardır. Sabit şarj, sabit deşarj ve DST için sonuçları geleneksel GKF ile karşılaştırmışlardır. Geleneksel GKF ile

maksimum %4,41 hata ile BŞD tahmini gerçekleştirilebilirken AGKF’de maksimum hata %2,10 olmuştur. AGKF’de sistem gürültüleri ve ölçüm gürültüleri çalışma şartlarına bağlı olarak değiştiği için daha iyi bir performans göstermiştir.

Muratoğlu ve Alkaya (2023) bir LTO pil için Sigma Noktası Kalman Filtresi (SPKF) yöntemi ile BŞD tahminini gerçekleştirmişlerdir. Bunun için çalışmalarında batarya modeli olarak DP model kullanmışlardır. Model parametrelerini farklı akım oranlarındaki darbe deşarj akımlarından oluşan bir deşarj testinden elde etmişlerdir. Batarya modeline ait parametreler eğri uydurma yöntemi ile elde edilmiştir ve sabit değerlerdir. Model parametrelerinin elde edilmesinde kullanılan darbe deşarj akımı testi BŞD tahmini için de kullanılmıştır ve SPKF için ortalama mutlak hata değeri (MAPE) %2,9 olarak elde edilmiştir. Ayrıca SPKF’nin GKF ile bir karşılaştırması yapılmıştır, ancak GKF’nin performansı SPKF’ye göre düşük kalmıştır.

Literatürde son yıllarda Yapay Sinir Ağları ile BŞD tahmini yaygınlaşmıştır ve pek çok çalışma yapılmıştır. BŞD tahmini için Derin Sinir Ağları (Deep Neural Network, DNN) gibi İleri Beslemeli Sinir Ağı (FNN) ve Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) gibi Özyinelemeli Sinir Ağı (RNN) algoritmalarının çok sayıda başarılı uygulaması olmuştur. Her iki yaklaşımın da diğer birçok makine öğrenmesi modeli arasında ikna edici stratejiler olduğu gösterilmiştir. Chemali vd. (2018) 2,9 Ah kapasiteye sahip 18650 NCA bir pil için DNN ile BŞD tahmini yapmışlardır. Bunun için farklı sıcaklıklarda çeşitli sürüş çevrimi testlerini kullanarak eğitim ve test veri setlerini oluşturmuşlardır. Chemali vd. katmanlarında 8, 16, 32 ve 1 nöron bulunan dört gizli katmandan oluşan bir derin sinir ağı kurmuşlardır ve ağa girdi olarak akım (I), voltaj (V), sıcaklık (T), ortalama akım (I_{ort}), ortalama voltaj (V_{ort}) verilerini tanımlamışlardır. Ayrıca araç üstü uygulamalarda ölçümler gürültülü olduğu için veri setlerine gürültü ekleyerek ağın başarısını test etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda en iyi performansı 25 °C ortam sıcaklığı için maksimum % 2,38 hata ile gerçekleştirmişlerdir. Benzer bir çalışmada How vd. (2020) NMC pil için DNN ile BŞD tahmini çalışmışlardır. How vd. çalışmalarında aşırı öğrenmeyi önlemek için katmanlar arasında yığın normalleştirme (batch normalization) kullanmışlardır. Farklı nöron sayıları için ağın performansını incelemiş ve en iyi performansı veren gizli nöron sayısını belirlemişlerdir. Çalışmanın sonunda önerdikleri metot ile % 3,68 RMSE ve % 0,13 MSE değerleri ile BŞD tahminini

gerçekleştirmişlerdir. BŞD tahmini için DNN yöntemini kullanan diğer araştırmacılar ise Premkumar vd. (2022) ve Sarbu ve Petruş (2022)'tur. Premkumar vd. (2022) 3 katmanlı derin sinir ağı (DNN) kullanarak BŞD tahmini yapmışlardır. Bunun için LA92, US06, BJDST, UDDS, FUDS, DST ve HWFET çevrimlerini kullanmıştır. Ağı eğitilmesi için HWFET sürüş çevrimine ait akım (I), voltaj (V), sıcaklık (T), ortalama akım (I_{ort}), ortalama voltaj (V_{ort}) verilerini tanımlamışlardır. Gizli katman sayısını 2 ile 7 arasında değiştirerek en iyi performansı veren katman sayısının 3 olduğunu belirlemişlerdir. Elde ettikleri DNN ile UDDS, LA92 ve US06 sürüş çevrimlerini kullanarak oluşturdukları test veri seti için %5'ten küçük hata oranı ile BŞD tahminini gerçekleştirmeyi başarmışlardır. Sarbu ve Petruş (2022) NCA pil için DNN ile BŞD tahminini gerçekleştirmişlerdir ve Diğer çalışmalara benzer şekilde bu çalışmada da girdi olarak akım (I), voltaj (V), sıcaklık (T), ortalama akım (I_{ort}), ortalama voltaj (V_{ort}) verileri tanımlanmıştır. Sarbu ve Petruş çalışmalarında farklı eğitim algoritmalarının ağı öğrenme performansı üzerindeki etkisini de incelemişlerdir. En iyi performansı Ölçeklendirilmiş Eşlenik Gradyan (Scaled Conjugate Gradient, SCG) algoritması ile elde etmişlerdir. Eğittikleri ağ maksimum % 6,41 hata ile BŞD tahminini gerçekleştirmiştir.

Özyinelemeli Sinir Ağı yaklaşımları içerisinde BŞD tahmini için yaygın olarak araştırılan yöntemler GRU ve LSTM olmuştur. Li vd. (2019) çalışmalarında GRU ile BŞD tahmini yapmışlardır. NMC ve NCA kimyasına sahip üç farklı pilden elde edilen veriler için ağ eğitimi gerçekleştirmişlerdir. İlk iki ağı eğitilmesinde ve test edilmesinde açık erişimli veri setlerini kullanmışlardır, üçüncü ağ için yüksek akım oranına sahip testler gerçekleştirerek elde ettikleri verileri kullanmışlardır. Testleri 0°C, 10°C ve 25°C'de gerçekleştirerek her bir sıcaklıkta ağı tahmin performansını elde etmişlerdir. Tüm sıcaklıklar için HWFET, LA92, UDDS, US06 çevrimleri altında açık erişimli veri setine sahip piller için ortalama % 0,86 hata ile BŞD tahminini gerçekleştirebilmişlerdir. Yüksek akım oranlı test verileri kullanılarak eğitilen ağ için ise ortalama hata değeri %1,05 ve maksimum hata değeri %2,22 olarak hesaplanmıştır.

Lyu vd. (2020) bir NMC pilin deneysel verilerini kullanarak GRU, LSTM ve RNN'yi dikkate alarak BŞD tahmin performanslarını karşılaştırmışlardır. Nöron sayısı ve gizli katman sayısının tahmin performansına etkisini incelemişlerdir. Öncelikle gizli katman sayısını sabit tutarak uygun gizli nöron sayısını belirlemişlerdir. Daha sonra belirledikleri

gizli nöron sayısı için gizli katman sayısını arttırarak ağın performansını incelemişlerdir ve uygun gizli katman sayısını belirlemişlerdir. GRU, LSTM ve RNN'nin karşılaştırılması için her üç ağ için de aynı gizli nöron sayısını ve gizli katman sayısını kullanmışlardır. Çalışmanın sonunda GRU ve LSTM'nin performansı RNN'den daha iyi çıkmış ve GRU'nun hesaplama süresi LSTM'den daha düşük elde edilmiştir. Bu nedenle Lyu vd. (2020) BŞD tahmini için GRU'yu önermişlerdir.

Sassi vd. (2019) çalışmalarında KKF ve ANN'yi karşılaştırmışlardır. Elde ettikleri sonuçlarda KKF % 1,5 ortalama hata ile daha başarılı olmuştur. ANN'nin ortalama hatası ise % 3'tür. Sassi vd. (2019) KKF'nin hata değerinin daha düşük olması, modelleme için daha az veri gerektirmesi ve beklenmedik akım şartlarına daha iyi uyum sağlayabilmesi nedeniyle KKF'nin elektrikli araç uygulamaları için daha uygun olduğunu belirtmişlerdir. Yang vd. (2019) ise KKF ile LSTM'nin performanslarını karşılaştırmıştır. İki yöntemin performanslarını farklı hata seviyelerinde başlangıç BŞD değeri tanımlayarak değerlendirmişlerdir. Başlangıç değeri doğru tanımlandığında KKF'nin performansı LSTM'ye göre daha iyi olmuştur. Ancak başlangıç BŞD değeri hatalı tanımlandığında LSTM hata değerlerinde küçük artışlarla daha hızlı yakınsamıştır. Bu nedenle Yang vd. (2019) BŞD tahmini için LSTM'yi önermiştir. Dao vd. (2021) çalışmalarında EKF ve ANN'yi karşılaştırmışlardır. Sabit akım şarj ve deşarj testleri için EKF ile maksimum %2,8 ve ANN ile maksimum %2,6 hata ile BŞD tahminini başarmışlardır. Üçüncü bir yöntem olarak EKF ve ANN'nin birleşiminden oluşan hibrit bir tahmin algoritması önermişlerdir. Önerdikleri bu hibrit yöntemde tahmin performansını iyileştirerek maksimum % 0,9 hata ile BŞD'yi tahmin etmeyi başarmışlardır. Tian vd. (2021) ise çalışmalarında Kalman Filtresi tabanlı bir DNN ağı önermişlerdir. Önerdikleri tahmin algoritmasında BŞD Kalman Filtresine dayalı olarak ön görülmekte ve DNN algoritmasının tahmin ettiği BŞD değeri ile karşılaştırılarak bir düzeltme uygulanmaktadır. Böylelikle kapalı döngü bir BŞD tahmini gerçekleştirilebilmektedir. Tian vd. önerdikleri bu algoritmayı LFP bir pil için test etmişlerdir. Ağın eğitimi için CC-CV şarj testlerine ait veri setlerini kullanmışlardır. Ağın testi için farklı bir pil numunesinden elde edilen veri setleri kullanılmıştır. Elde ettikleri sonuçlarda önerdikleri kapalı döngü tahmin algoritmasının gürültülere karşı daha az hassas ve daha güvenilir olduğu sonucuna varmışlardır.

Khan vd. (2022) GKF, AGKF, SPKF, KKF, Leuberger Gözlemci (Leuberger Observer, LO), Kayar Mod Gözlemci (Sliding Mode Observer, SMO) ve Geri Yayılım Sinir Ağı (Backpropagation Neural Network, BPNN) yöntemlerini karşılaştırmıştır. Karşılaştırma kriteri olarak maksimum hata, RMSE ve hesaplama sürelerini dikkate almışlardır. Elde ettikleri sonuçlarda GKF hata ve hesaplama süresi bakımından en iyi performansı GKF vermiştir, en iyi doğruluk ise SMO ile elde edilmiştir. Khan vd. (2022) hesaplama süresi, bellek gereksinimleri ve model karmaşıklığının doğruluk kadar önemli olmadığı uygulamalar için SMO'yu; doğruluğun hesaplama süresi, karmaşıklık ve bellek gereksinimleri kadar önemli olmadığı uygulamalarda ise GKF'yi önermişlerdir.



3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu tez çalışması kapsamında Nikel Mangan Kobalt (NMC) , Nikel Kobalt Alüminyum (NCA) ve Lityum Demir Fosfat (LFP) katot malzemesine sahip üç adet 18650 silindirik lityum-iyon pil kullanılmıştır. Pillerin görselleri ve pillere ait özellikler sırasıyla Şekil 3.1 ve Çizelge 3.1’de verilmiştir. Pillere ait özellikler üretici tarafından sunulan kataloglardan alınmıştır.

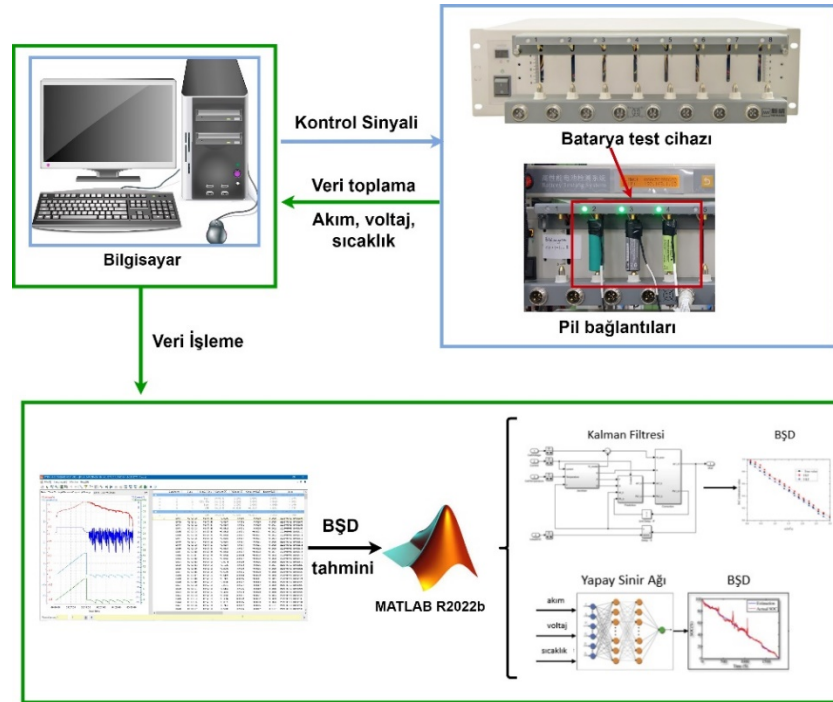


Şekil 3.1. Kullanılan lityum-iyon pillerin görselleri a) NMC, b) NCA ve c) LFP kimyasına sahip pil

Çizelge 3.1. Kullanılan pillerin özellikleri

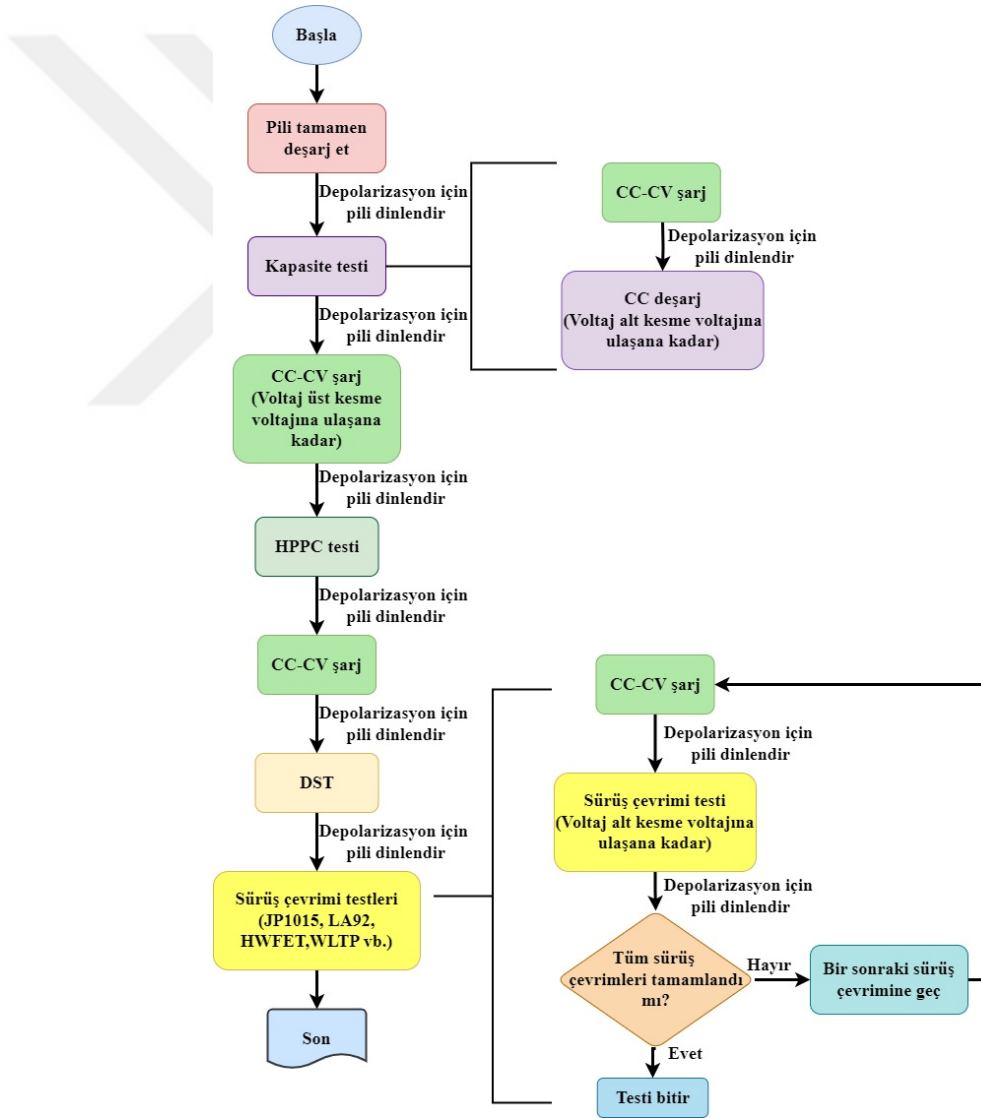
		NMC	NCA	LFP
Katot kimyası		LiNiMnCoO_2	$\text{Li}(\text{Ni},\text{Co},\text{Al})\text{O}_2$	LiFePO_4
Nominal deşarj kapasitesi (mAh)		2000	3350	1600
Şarj kesme voltajı (V)		4,2	4,2	3,65
Deşarj kesme voltajı (V)		2,5	2,5	2,0
Nominal voltaj (V)		3,6	3,6	3,2
Maksimum akım (A)		4	4,5	3,2
Şarj metodu		CC-CV 1 A, 4,2 V	CC-CV 0,975 A, 4,2 V	CC-CV 0,8 A, 3,65 V
Çalışma sıcaklığı	Şarj	0 – 45 °C	0 – 50 °C	(-20) – 60 °C
	Deşarj	(-20) – 60 °C	(-20) – 75 °C	
Pil ağırlığı (g)		45,0	49,0	45 ± 3

Modellerin elde edilebilmesi ve BŞD tahmininin yapılabilmesi için birtakım pil testlerinin gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Bu çalışma kapsamında kapasite testi, Hibrit Darbe Güç Karakterizasyonu (HPPC) Testi, Dinamik Stres Testi (DST) ve çeşitli sürüş çevrimi testleri gerçekleştirilmiştir. Testler NEWARE BTS4000-5V-12A batarya test cihazında gerçekleştirilmiştir. Test cihazının tam ölçekli voltaj ve akım doğrulukları $\pm \% 0,05$ 'tir. Testler ortam sıcaklığı klima sistemleriyle sürekli olarak kontrol edilerek 23-25 °C aralığında tutulmuştur. Test düzeneği Şekil 3.2'de verilmiştir. Öncelikle pillerin test cihazına bağlantısı gerçekleştirilmiştir. Testler esnasında pillerin katot uçlarına termociftler bağlanarak pillerin yüzey sıcaklığı ölçülmüştür. Test prosedürleri cihaz ile haberleşen ana bilgisayardaki yazılım aracılığıyla tanımlanmıştır. Bu prosedürler pillere uygulanacak akım, testlerin sonlandırılması için kesme voltajı ve testler arasındaki bekleme süresi bilgilerini içermektedir. Testler esnasında cihaza tanımlanan test prosedürüne göre pillere akım uygulanmıştır. Uygulanan akımın yanı sıra pillerin terminallerinden alınan voltaj bilgisi ve pil sıcaklıkları sürekli olarak kaydedilmiştir. Kapasite testi için veriler 5 saniye aralıklarla, diğer tüm testlerde ise 1 saniye aralıklarla kaydedilmiştir. Üç pil için testler esnasında kaydedilen akım, voltaj ve sıcaklık grafikleri EK 2'de verilmiştir.



Şekil 3.2. Deney düzeneği

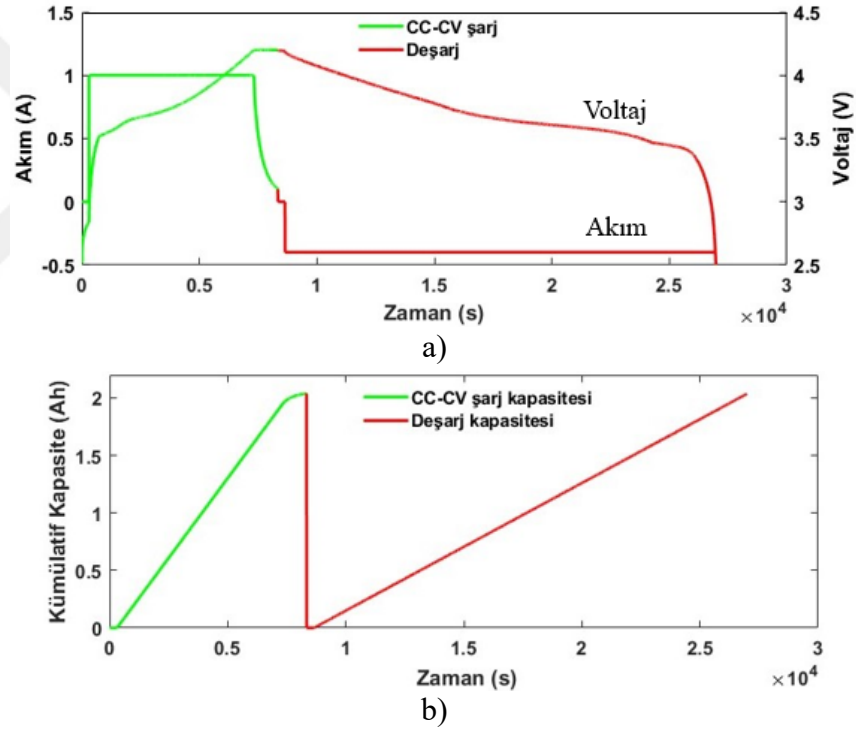
Testler için belirlenen akış şeması Şekil 3.3'te verilmiştir. Üç pil için de aynı test akışı kullanılmıştır. Her bir test adımından önce piller üretici tarafından tanımlanan akım ve kesme voltajı değerlerine göre CC-CV (Sabit Akım - Sabit Voltaj) şarj yöntemiyle tamamen şarj edilmiştir. Burada pilin tamamen şarj olma şartı pilin üst kesme voltajıdır. Yani bir diğer deyişle piller üst kesme voltajına ulaşana kadar şarj edilmiştir ve daha sonra teste başlanmıştır. Testler piller tamamen deşarj olana kadar, yani terminal voltajı alt kesme voltajına ulaşana kadar ($V_{son}=V_{alt\ kesme}$) devam etmiştir. Bir test tamamlandıktan sonra yeni teste geçmeden önce pil voltajının dengeye ulaşması için piller dinlendirilmiştir.



Şekil 3.3. Pil testleri akış şeması

3.1. Kapasite Testi

Testlere başlamadan önce pillerin gerçek kapasitelerini belirlemek için kapasite testi gerçekleştirilmiştir. Bunun için öncelikle tamamen boş olan piller her biri için önerilen CC-CV şarj prosedürüne göre tamamen şarj edilmiştir. Daha sonra deşarj kapasitesini belirlemek için üretici tarafından belirtildiği şekilde sabit akım ile piller alt kesme voltajına ulaşana kadar deşarj edilmiştir. Deşarj boyunca her bir pilden çekilen akım test cihazı tarafından kümülatif olarak hesaplanmış ve kapasite değeri Amper-saat (Ah) olarak belirlenmiştir. Örnek olarak Şekil 3.4'te NMC pili için gerçekleştirilen kapasite testine ait akım, voltaj ve kümülatif kapasite eğrileri verilmiştir. Benzer test prosedürü NCA ve LFP piller için de gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.4. NMC pil için kapasite testi grafiği a) akım ve voltaj eğrisi b) kümülatif kapasite eğrisi

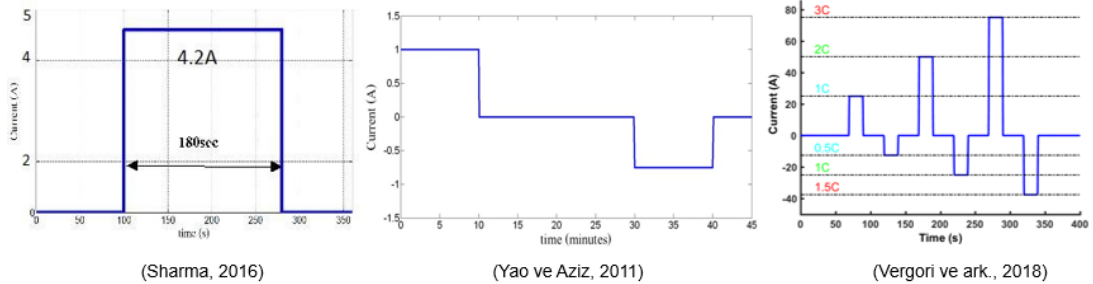
Kapasite testleri sonucunda NMC pilin kapasitesi 2,03 Ah, NCA pilin kapasitesi 2,91Ah ve LFP pilin kapasitesi 1,66 Ah olarak elde edilmiştir. Kapasite testi tamamlandıktan sonra sırasıyla HPPC, DST ve sürüş çevrimi testleri gerçekleştirilmiştir. HPPC testi batarya hücresi modelindeki açık devre voltajı (OCV), iç direnç, polarizasyon direnci ve

kapasitansının BŞD'ye bağlı değişimlerini elde etmek için kullanılmıştır. DST ve sürüş çevrimi testleri ise pil modelinin doğrulanmasında ve BŞD tahmini için kullanılmıştır.

3.2. Hibrit Darbe Güç Karakterizasyonu (HPPC) Testi

Hibrit Darbe Güç Karakterizasyonu (HPPC) testi bataryanın elektrokimyasal davranışını karakterize etmek için yaygın olarak kullanılan bir testtir. Bataryanın farklı yük koşullarında performansını ölçerek bataryadaki elektrokimyasal olayları açıklayan bir dizi parametrenin hesaplanmasını sağlar. Bu parametreler Açık Devre Voltajı (Open Circuit Voltage, OCV), iç direnç (R_0), polarizasyon direnci (R_p) ve polarizasyon kapasitansı (C_p)'dır. Bu çalışmada da model tabanlı tahmin algoritmasında kullanılmak üzere oluşturulan batarya hücresi modelinin parametre değerlerini elde etmek amacıyla HPPC testi gerçekleştirilmiştir. Test esnasında pillere uygulanan akım ve pillerin terminallerinden ölçülen voltaj verileri kullanılmıştır. Bu veriler kullanılarak modelin nasıl oluşturulduğu Bölüm 3.5'te anlatılacaktır.

Literatürde standart bir HPPC profili yoktur, çalışmanın amacına ve gereksinimlerine göre bir HPPC profili oluşturulabilir. Literatürdeki çalışmalardan kullanılmış olan çeşitli HPPC testlerine ait akım profilleri Şekil 3.5'te örnek olarak verilmiştir.



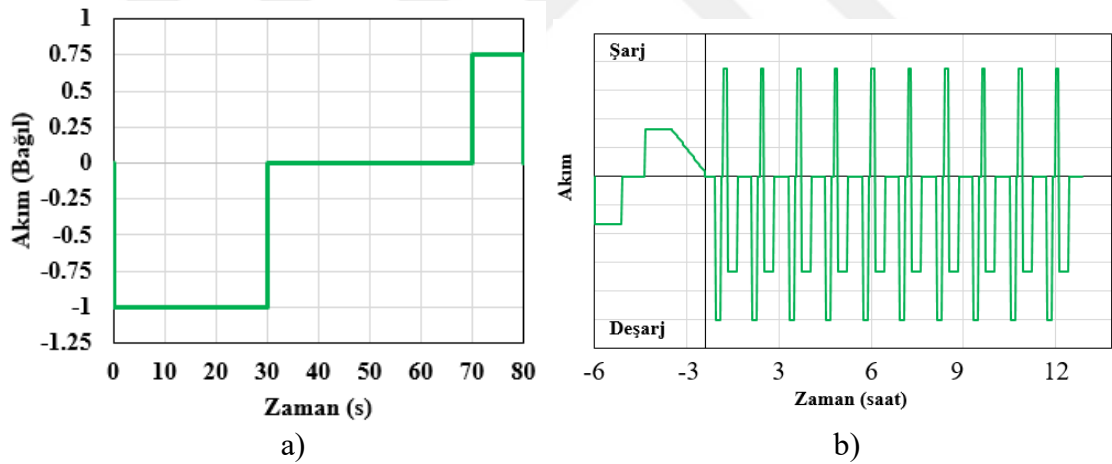
Şekil 3.5. Farklı HPPC test prosedürleri

Bu çalışmada ABD Enerji Bakanlığı Araç Teknolojileri Programı tarafından Amerika Birleşik Devletleri Gelişmiş Pil Konsorsiyumu (USABC) Elektrikli Araçlar İçin Pil Test Kılavuzu'nda tanımlanan HPPC profili kullanılmıştır. Çizelge 3.2'de ilgili kılavuzda tanımlanan HPPC akım prosedürü verilmektedir. Çizelgedeki negatif akım deşarjı ve pozitif akım şarjı ifade eder. Bu prosedüre göre, bir HPPC çevrimi 30 saniye deşarj, 40

saniye bekletme ve 10 saniye şarjdan oluşur. Çevrimler arasında pil $C/3$ akım oranında kapasitesinin %10'u kadar deşarj edilir ve ardından açık devre voltajının dengeye ulaşması için 1 saat dinlendirilir. Bu işlem hücre tamamen deşarj olana kadar tekrarlanır. Sonuç olarak, %10'arlık değişimlerle her bir BŞD seviyesi için bir pilin dinamik özellikleri belirlenebilir. Şekil 3.6 a'da bağıl akım ile akım süreleri ve Şekil 3.6 b'de tam HPPC testi akım profili verilmiştir. Burada verilen akım değerlerinin testin uygulanacağı pilin kapasitesine göre belirlenmesi gerekmektedir.

Çizelge 3.2. HPPC test profili

Süre (saniye)	Kümülatif Süre (saniye)	Bağıl Akım
30	30	-1,0
40	70	0
10	80	0,75



Şekil 3.6. a) HPPC profili b) tam HPPC testi

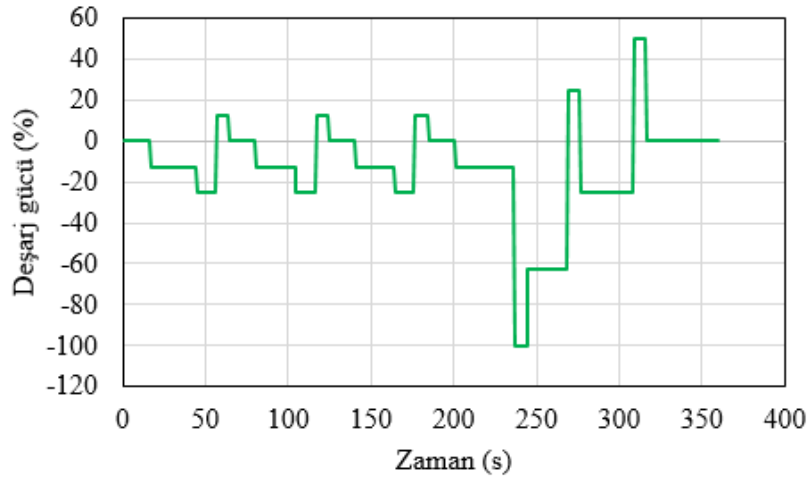
3.3. Dinamik Stres Testi (DST)

Dinamik Stres Testi (DST) pilin gerçek kullanım koşullarına maruz kalması için USABC tarafından geliştirilen bir test prosedürüdür. Batarya modelinin doğrulamasını yapmak

amacıyla kullanılmaktadır. DST'ye ait deşarj gücü değerleri ve süreleri Çizelge 3.3'te ve DST güç profili Şekil 3.7'de verilmektedir.

Çizelge 3.3. Dinamik Stres Testi prosedürü (USABC,2020)

Adım	Süre (saniye)	Deşarj Gücü (%)	Adım	Süre (saniye)	Deşarj Gücü (%)
1	16	0	11	12	-25
2	28	-12,5	12	8	12,5
3	12	-25	13	16	0
4	8	12,5	14	36	-12,5
5	16	0	15	8	-100
6	24	-12,5	16	24	-62,5
7	12	-25	17	8	25
8	8	12,5	18	32	-25
9	16	0	19	8	50
10	24	-12,5	20	44	0

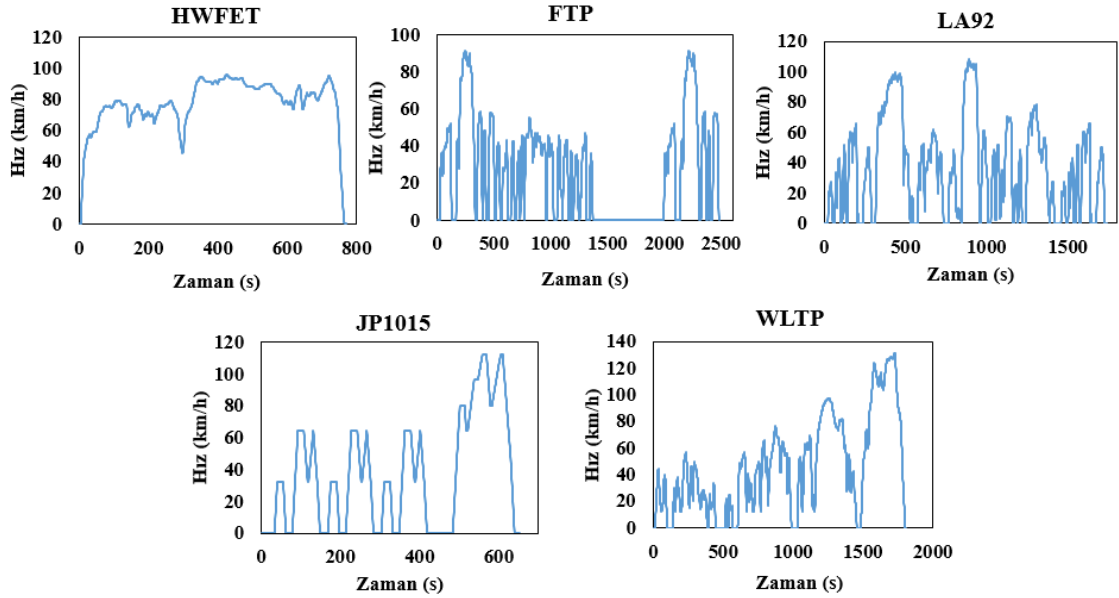


Şekil 3.7. Dinamik Stres Testi güç profili

3.4. Sürüş Çevrimi Testleri

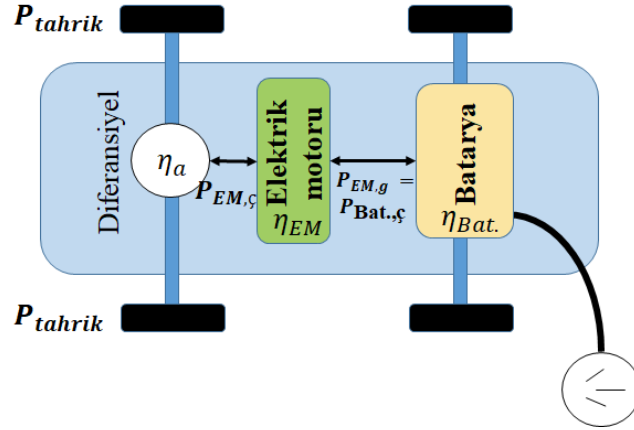
Sürüş çevrimi testleri batarya hücresi modeli kurulduktan sonra modelin doğrulanması için ve BŞD tahminlerinde kullanılmak amacıyla gerçekleştirilmiştir.

Sürüş çevrimi testleri araçların farklı sürüş koşulları altındaki performansını, emisyonlarını, menzilini, yakıt ve enerji tüketimini değerlendirmek için uluslararası standartlara göre gerçekleştirilir. Bu testlerden elde edilen sonuçlar aracın gerçek performansı hakkında önemli bilgiler sağlar. Bu çalışma kapsamında ise pilin farklı sürüş şartları altındaki voltaj davranışını elde etmek için bu testler gerçekleştirilmiştir. Kullanılan sürüş çevrimleri Otoyol Yakıt Ekonomisi Testi (HWFET), Federal Test Prosedürü (FTP), Los Angeles 92 (LA92), Japonya 1015 modu (JP1015) ve Küresel Uyumlu Hafif Araçlar Test Prosedürü (WLTP)'dir. Şekil 3.8'de bu sürüş çevrimlerinin hız profilleri verilmiştir.



Şekil 3.8. Sürüş çevrimi hız profilleri

Pil testlerinde girdi olarak pillerden çekilecek akım değerleri tanımlanmıştır. Bu nedenle, sürüş çevrimi testlerinin gerçekleştirilebilmesi için Şekil 3.8'de verilen hız profillerinin akıma dönüştürülmesi gerekir. Bunun için tekerlekten batarya paketine doğru geriye dönük bir hesap yapılarak bataryadan çekilmesi gereken akım değerleri elde edilebilir. Bir bataryalı elektrikli araçtaki güç akışı Şekil 3.9'da verilmiştir.



Şekil 3.9. Bir bataryalı elektrikli araçtaki güç akışı

Tekerleklerdeki tahrik gücü (P_{tahrik}) Eşitlik 3.1'deki gibi ifade edilir.

$$P_{tahrik} = \left(\mu m_t g \cos(Gr) + m_t g \sin(Gr) + \frac{1}{2} \rho C_d A_f \left(\frac{v \pm v_r}{3,6} \right)^2 + m_{et} a \right) \frac{v}{3600} \quad (kW) \quad (3.1)$$

Burada, μ yuvarlanma direnç katsayısını (-), m_t taşıt ağırlığını (kg), g yer çekimi ivmesini (m/s^2), Gr yolun eğim açısını ($^\circ$), ρ havanın yoğunluğunu (kg/m^3), C_d taşıtın sürüklenme katsayısını (-), A_f taşıtın ön yüzey alanını (m^2), v taşıt hızını (km/h), v_r rüzgar hızını (km/h), m_{et} etkin kütleini (kg), a taşıtın ivmesini (m/s^2) ifade etmektedir. Elektrik motorunun çıkış gücü ($P_{EM,\varsigma}$) tekerleklerdeki tahrik kuvvetinin aktarma organlarının verimine (η_a) bölünmesiyle elde edilir (Eşitlik 3.2). Elektrik motorundaki kayıplar nedeniyle çıkıştaki bu güç elektrik motorunun harcadığı güçten farklıdır. Elektrik motorunun gücü ($P_{EM,g}$) elektrik motorunun verimine (η_{EM}) bölünerek hesaplanabilir (Eşitlik 3.3). Bu değer aynı zamanda bataryanın çıkış gücüne ($P_{Bat,\varsigma}$) eşittir.

$$P_{EM,\varsigma} = \frac{P_{tahrik}}{\eta_a} \quad (kW) \quad (3.2)$$

$$P_{EM,g} = P_{Bat,\varsigma} = \frac{P_{EM,\varsigma}}{\eta_{EM}} \quad (kW) \quad (3.3)$$

Batarya paketi de belirli bir verimle çalıştığı için batarya çıkış gücünün batarya verimine (η_{bat}) bölünmesiyle batarya gücü hesaplanabilir (Eşitlik 3.4). Bu güç aynı zamanda batarya akımı ($I_{Bat.}$) ile voltajın ($V_{Bat.}$) çarpımına eşittir. Dolayısıyla gücün voltaja bölünmesiyle akım değeri elde edilebilir (Eşitlik 3.5). Elde edilen güç değerleri kW

biriminde hesaplandığı için akımı elde ederken kW'tan W'a dönüştürülmesi gerektiği unutulmamalıdır.

$$P_{Bat.} = \frac{P_{Bat.,\zeta}}{\eta_{Bat.}} \quad (kW) \quad (3.4)$$

$$I_{Bat.} = \frac{P_{Bat.}}{1000V_{Bat.}} \quad (A) \quad (3.5)$$

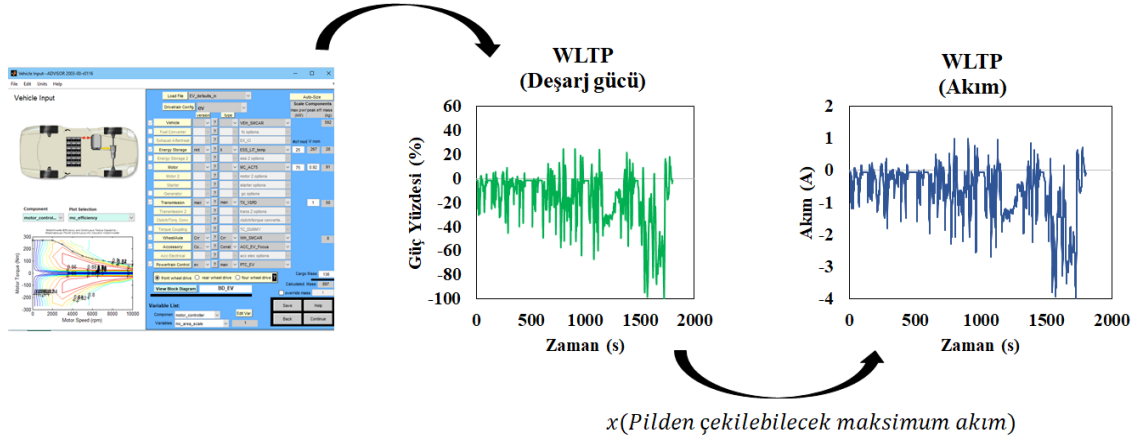
Belirli bir sürüş çevrimi için bataryadan çekilecek olan akım aracın ağırlık, tekerlek yarıçapı, sürüklenme katsayısı vb. gibi özelliklerine bağlı olarak değişeceği için araç özelliklerinden bağımsız bir hale getirilmesi gerekir. Bunu sağlamak için Eşitlik 3.5'i kullanarak doğrudan güç değerlerinden akıma geçmek yerine DST'de olduğu gibi (Şekil 3.5) güç değerlerini yüzdesel olarak kullanmak doğru olacaktır. Sürüş çevrimi boyunca anlık deşarj gücü yüzdesi anlık batarya gücünün çevrim boyunca bataryadan harcadığı maksimum güce bölünmesiyle hesaplanabilir (Eşitlik 3.6). Daha sonra bu değer üretici tarafından pilde izin verilen maksimum akım ile çarpılarak pil seviyesinde akım profili elde edilebilir (Eşitlik 3.7).

$$P_{\%}(t) = \frac{P_{Bat.}(t)}{P_{Bat,max}} 100 \quad (\%) \quad (3.6)$$

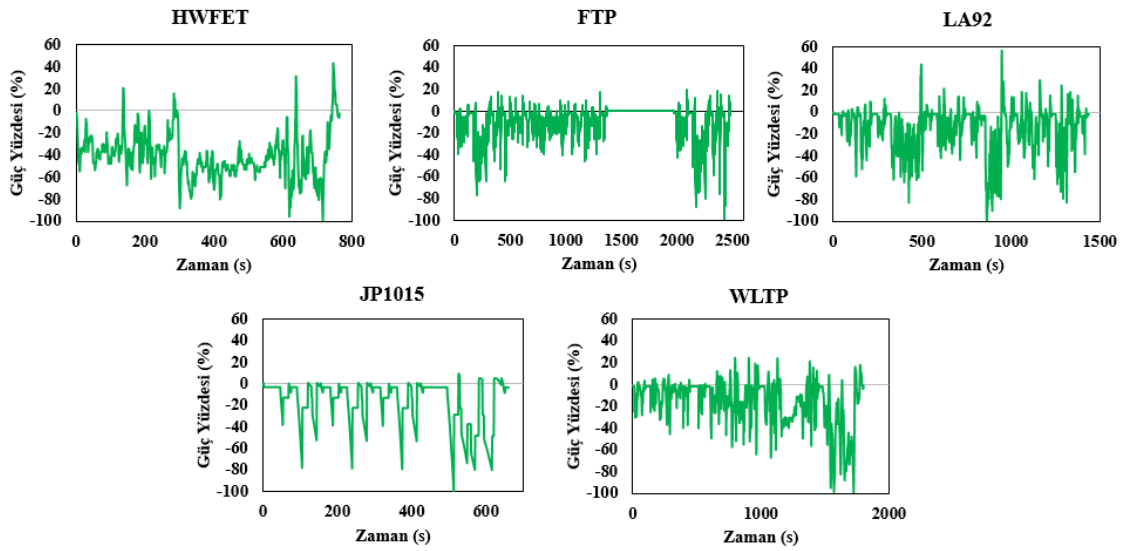
$$I_{pil}(t) = P_{\%}(t) * I_{pil,max} \quad (A) \quad (3.7)$$

Burada $P_{\%}(t)$ ilgili sürüş çevrimi için t anında bataryadan çekilecek olan gücün yüzdesini, $P_{bat}(t)$ bataryanın t anındaki gücü (kW), $P_{bat,max}$ ilgili sürüş çevrimi boyunca bataryadan talep edilen maksimum gücü (kW), $I_{pil}(t)$ t anında pilden çekilecek akımı (A) ve $I_{pil,max}$ pil üreticisi tarafından izin verilen maksimum pil akımını (A) ifade eder.

Bu çalışmada her bir sürüş çevrimine ait batarya güçlerini elde etmek için MATLAB içerisindeki ADVISOR araç kutusu kullanılarak Şekil 3.10'daki adımlar gerçekleştirilmiştir. Araç kutusu içerisinde özellikleri tanımlı bir elektrikli araç seçilerek her bir sürüş çevrimi için araç bataryasından çekilen anlık güç değerleri hesaplanmıştır ve Eşitlik 3.6 kullanılarak yüzdelik oranlara dönüştürülmüştür. Sonrasında her bir pil için üretici tarafından belirlenen maksimum akım değeri ile çarpılarak akım profilleri elde edilmiştir. Tüm sürüş çevrimleri için yüzdesel güç profilleri Şekil 3.11'de verilmiştir.



Şekil 3.10. Sürüş çevrimlerine ait hız profillerinin akıma dönüştürülmesi



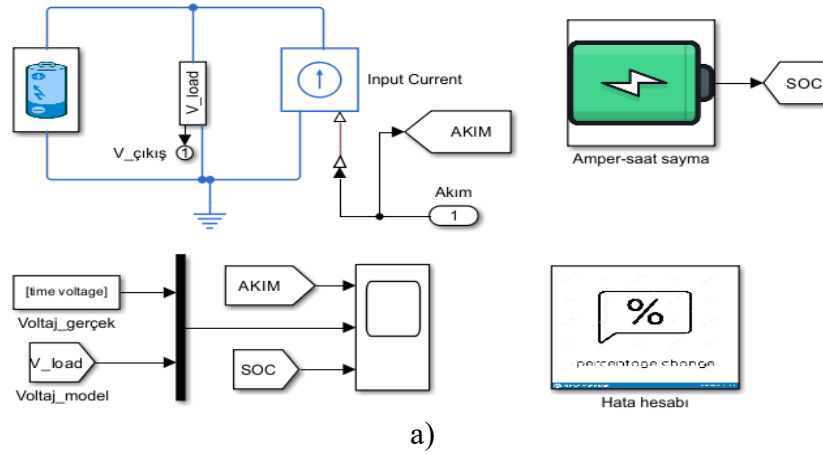
Şekil 3.11. Sürüş çevrimlerinin yüzdesel güç profilleri

3.5. Batarya Hücresi Modellerinin Kurulması ve Model Parametrelerinin Elde Edilmesi

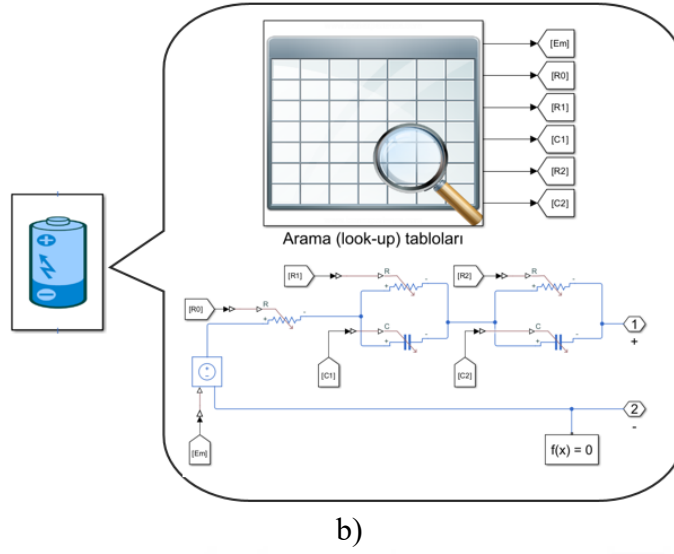
Sürdürülebilir güç uygulamaları sıklıkla dinamik simülasyon yeteneğine sahip ve karmaşık güç sistemlerine entegre edilebilen modeller talep eder. Bu durumda hesaplama açısından verimli ve çok sayıda deneysel veri girdisi gerektirmeyen, sistemin maruz kalacağı çeşitli senaryoları kabul edilebilir doğrulukla simüle edebilen bir model aranır.

En uygun seçenek elektriksel çıkış karakteristiği ve sistem simülasyon modeline kolayca uygulanabilirliğinden dolayı doğru seçilmiş eşdeğer devre modelidir (Tomasov vd., 2019). Eşdeğer devre modelleri kendi içerisinde karşılaştırıldığında ise Çift Polarizasyonlu (DP) eşdeğer devre modelinin pil voltajını taklit etme yeteneğinin daha iyi olduğu çeşitli çalışmalarla ispatlanmıştır (He vd., 2012; Jackey vd., 2013; Pang vd., 2019; Zhou vd., 2021). Bu nedenle bu çalışmada da DP modelin kullanılmasına karar verilmiştir.

Batarya hücresi modeli MATLAB/ Simulink ortamında Simscape elektriksel elemanlar kullanılarak kurulmuştur. Modele ait Simulink görüntüsü Şekil 3.12’de verilmiştir. Kurulan modeldeki parametreler, yani Açık Devre Voltajı (OCV), R_0 , $R_1 - C_1$ ve $R_2 - C_2$ elemanları batarya şarj durumu (BŞD), sıcaklık ve batarya yaşlanma durumuna göre değişir. Ancak bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen testler yeni pillerle ve sabit oda sıcaklığında gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle model parametrelerinin yalnızca BŞD’ye bağlı değişimleri çıkarılmıştır, sıcaklık ve yaşlanma etkisi dikkate alınmamıştır. Her bir parametrenin BŞD’ye bağlı değişimi arama tabloları olarak modelde tanımlanmıştır. Böylece pilin o anki parametre değerleri arama tablolarından iterasyonla hesaplanabilmektedir. Üç pil için de aynı model mimarisi kullanılmıştır.

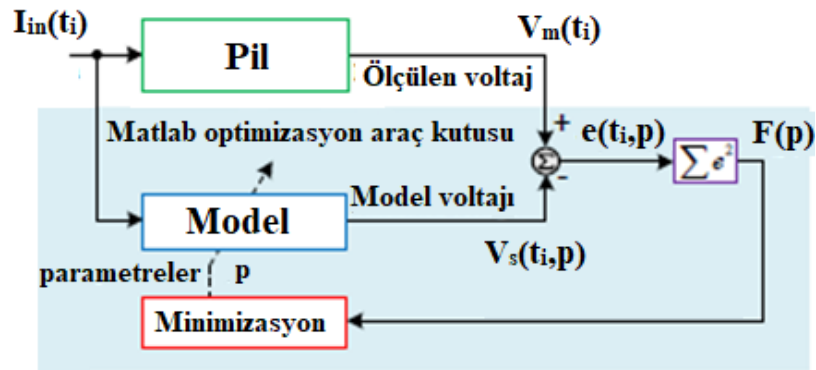


Şekil 3.12. MATLAB/Simulink ortamında oluşturulan pil modeli a) genel görünüm, b) pil modeli bloğu



Şekil 3.12. MATLAB/Simulink ortamında oluşturulan pil modeli a) genel görünüm, b) pil modeli bloğu (devam)

Model parametrelerinin BŞD'ye bağlı değişimini elde etmek için HPPC testine ait akım ve voltaj verileri kullanılmıştır. Parametre tahmini MATLAB/Simulink içerisinde bulunan Parametre Tahmin Araç Kutusu (Parameter Estimation Toolbox) ile gerçekleştirilmiştir. Bu araç kutusu, sisteme ait modelin davranışının sistemin gerçek davranışına en iyi uyumunu sağlamak için bir optimizasyon algoritması kullanır. Bu optimizasyon algoritması bir hedef fonksiyon üzerinde minimizasyon işlemi yaparak modele ait parametreleri tahmin eder (Şekil 3.13).

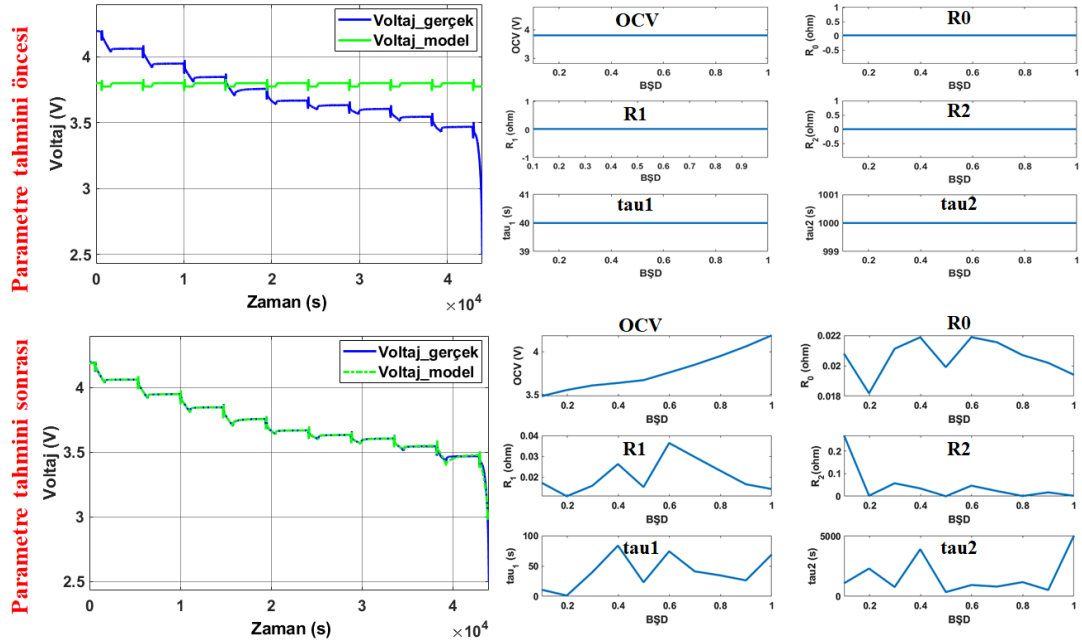


Şekil 3.13. Parametre tahmininin şematik diyagramı

Parametre tahmini için ilk olarak arama tablolarında kullanılmak üzere HPPC testi boyunca BŞD kesim noktalarının tespit edilmesi gerekir. Bu noktalar HPPC testindeki

%10'luk kapasite çekilmesinin ardından pilin dinlenmeye bırakıldığı bir saatlik periyotlardaki BŞD değeridir. Bu noktaların kesin bir şekilde tespit edilmesi parametre tahmini ve dolayısıyla model doğruluğu açısından büyük bir öneme sahiptir (Jackey vd, 2013). Örneğin HPPC testinin ilk çevriminden sonra BŞD'nin %90'a düşmesi beklenir. Ancak bu değer hiçbir zaman tam değildir, %90,054 gibi küsuratlı bir değerdir. Arama tablolarına bu gerçek değerlerin tanımlanması model doğruluğunu önemli ölçüde etkilemektedir.

Parametre tahmininin başlangıcında Parametre Tahmini Araç Kutusu içerisinde modele ait deneysel olarak elde edilmiş giriş ve çıkış verilerinin tanımlanması gerekir. Bu çalışma için model girdisi olarak akım ve çıktısı olarak ise voltaj tanımlanmıştır. İkinci adım olarak modele ait her bir parametre için bir başlangıç değeri, minimum ve maksimum değerler ve bir skala tanımlanması gerekir. Tahmin öncesinde her bir parametre için sabit bir başlangıç değeri tanımlanmıştır, yani her bir parametrenin tüm BŞD'lerdeki değeri aynıdır. Parametre tahmini esnasında optimizasyon algoritması modelin ürettiği voltaj eğrisi ile deneysel voltaj eğrisini karşılaştırarak her bir BŞD'deki parametre değerlerini hesaplar. Şekil 3.14'te parametre tahmini öncesinde ve parametre tahmini sonrasında modelin voltaj cevabı ve model parametrelerinin BŞD ile değişimi gösterilmiştir.



Şekil 3.14. Batarya modelinin parametre tahmini öncesindeki ve sonrasındaki voltaj davranışı ve parametrelerin BŞD'ye bağlı değişimi

3.6. Geniştirilmiş Kalman Filtresi (GKF) ve Koksuz Kalman Filtresi (KKF) ile Batarya Şarj Durumu Tahmini

GKF ve KKF ile şarj durumu tahminini gerçekleştirebilmek için öncelikle 2. Bölüm’de verilen süreç denklemi ve ölçüm denkleminin durum-uzay vektörü formunda elde edilmesi gerekir. Bunun için Eşitlik 3.8’deki amper-saat yöntemi ile BŞD hesabı ve Eşitlik 3.9’daki batarya terminal voltajı ifadesinden faydalanılır.

$$B\dot{S}D = B\dot{S}D(t_0) - \frac{1}{c} \int I(t)dt \quad (3.8)$$

$$\begin{aligned} V_T(t) &= OCV(t) - R_0 I(t) - V_1(t) - V_2(t) \\ &= OCV(t) - R_0 I(t) + R_1 \left(1 - e^{\frac{\Delta t}{R_1 C_1}}\right) I(t) + R_2 \left(1 - e^{\frac{\Delta t}{R_2 C_2}}\right) I(t) \end{aligned} \quad (3.9)$$

BŞD ve batarya modelindeki RC elemanları üzerindeki voltaj düşüşleri sistem durumunu ifade eder ve x durum vektörünü oluştururlar. Sistem girdisi (u) akım ve ölçüm (z) ise voltajdır.

$$x_k = [B\dot{S}D \quad V_{R1C1,k} \quad V_{R2C2,k}]^T \quad (3.10)$$

$$u_k = I_k \quad (3.11)$$

$$z_k = V_{T,k} \quad (3.12)$$

GKF’nin doğrusal olmayan süreç fonksiyonu f ve ölçüm fonksiyonu g ’yi doğrusallaştırmak için 2. Bölüm’de GKF için verilen doğrusallaştırma denklemleri kullanılarak birinci dereceden kısmi türevleri elde edilir. Eşitlik 3.13’teki f fonksiyonunun x_k ’ye göre birinci dereceden türevi alınarak A_k matrisi ve g fonksiyonunun x_k ’ye göre birinci dereceden türevi alınarak C_k matrisi elde edilmiştir. f ve g fonksiyonlarının u_k ’ye göre türevlerinden de sırasıyla B_k ve D_k matrisleri elde edilmiştir. f ve g fonksiyonları ile A,B,C,D matrisleri Eşitlik 3.13-3.18’de verilmiştir.

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} B\dot{S}D_k + \frac{\Delta t}{3600C_n} I_k \\ V_{R1C1,k} - \Delta t \frac{V_{R1C1,k}}{R_1 C_1} + \Delta t \frac{I_k}{C_1} \\ V_{R2C2,k} - \Delta t \frac{V_{R2C2,k}}{R_2 C_2} + \Delta t \frac{I_k}{C_2} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

$$g(x_k, u_k) = [OCV_k - V_{R1C1,k} - V_{R2C2,k} - R_0 I_k] \quad (3.14)$$

$$A_k = \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

$$B_k = \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial u_k} = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{3600 C_n} & \frac{\Delta t}{C_1} & \frac{\Delta t}{C_2} \end{bmatrix}^T \quad (3.16)$$

$$C_k = \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial x_k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial B\mathcal{S}D} & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$$D_k = \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial u_k} = [-R_0] \quad (3.18)$$

Doğrusallaştırma işleminden sonra süreç ve ölçüm denklemlerinin durum-uzay matrisleri aşağıdaki halini alır.

$$\begin{bmatrix} B\mathcal{S}D_k \\ V_{R1C1,k} \\ V_{R2C2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B\mathcal{S}D_{k-1} \\ V_{R1C1,k-1} \\ V_{R2C2,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\Delta t/3600 C_n \\ \Delta t/C_1 \\ \Delta t/C_2 \end{bmatrix} I_{k-1} + Q \quad (3.19)$$

$$(x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k)$$

$$V_{T,k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial B\mathcal{S}D} & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B\mathcal{S}D_k \\ V_{R1C1,k} \\ V_{R2C2,k} \end{bmatrix} + [-R_0] I_k + R \quad (3.20)$$

$$(z_k = Cx_k + Du_k + v_k)$$

BŞD tahmini için denklemler elde edildikten sonra başlangıç durum vektörü (x_0), başlangıç hata kovaryansı (P_0), süreç gürültüsü kovaryans matrisi (Q) ve ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi (R)'nin belirlenmesi gerekir. Bu değerler, modelin gerçek BŞD davranışına yakınsayacağı şekilde deneme yanılma yöntemiyle belirlenir. Bu şekilde

geliştirilen filtreler gerçek bir BYS uygulamasında kullanıldığında belirlenen değerler gerçek sistemin değerleriyle örtüşmeyebilir ve elde edilen sonuçlar simülasyon sonuçlarından farklılık gösterebilir. Bu çalışmada deneme yanılma yöntemi yerine sistem karakteristiklerine bağlı eşitlikler kullanılmıştır (URL 3). Böylelikle gerçek sistem davranışı yakalanarak çevrimiçi uygulamalarda filtrenin tahmin performansını koruması amaçlanmıştır.

Başlangıç durum vektörü x_0 BŞD'nin ve voltaj düşüşlerinin başlangıç durumunu içerir. Bütün testler %100 dolu piller ile gerçekleştirildiği için başlangıç BŞD değeri 1'dir, başlangıç durumunda voltaj düşüşleri hakkında bir bilgi olmadığından değerleri 0'dır (Eşitlik 3.21). Başlangıç hata kovaryansı ilk tahminlerin ne kadar doğru olduğunu gösterir. BŞD ve voltaj değerleri için başlangıç için belirlenen bir hata değerinin karesi olarak tanımlanır. Q ve R ise sırasıyla süreç ve ölçüm gürültüleridir. Bu gürültülerin hesaplanmasında Eşitlik 3.22 - 3.23 kullanılmıştır.

$$x_0 = \begin{bmatrix} B\mathcal{S}D_k \\ V_{R1C1,k} \\ V_{R2C2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{B\mathcal{S}D}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_V^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_V^2 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

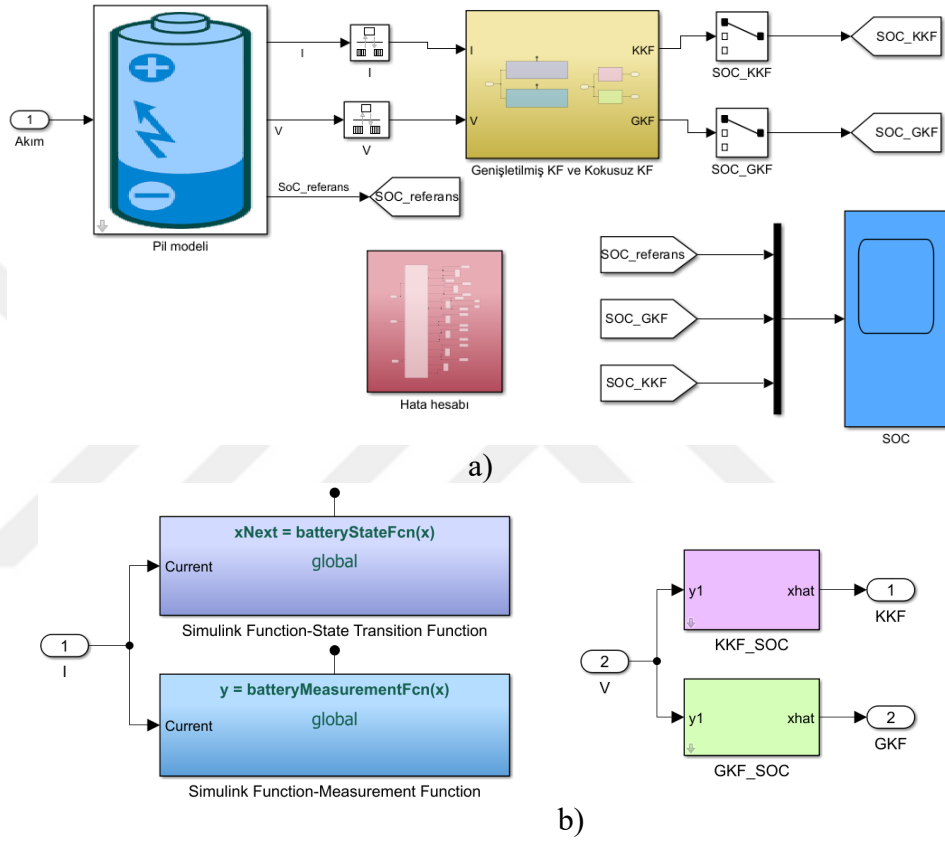
$$\sigma_{B\mathcal{S}D}^2 = \left(\frac{1}{t_{de\mathcal{S}arj}} Ts \right)^2 \quad (3.22 a)$$

$$\sigma_V^2 = \left(\frac{V_{ilk} - V_{son}}{t_{de\mathcal{S}arj}} Ts \right)^2 \quad (3.22 b)$$

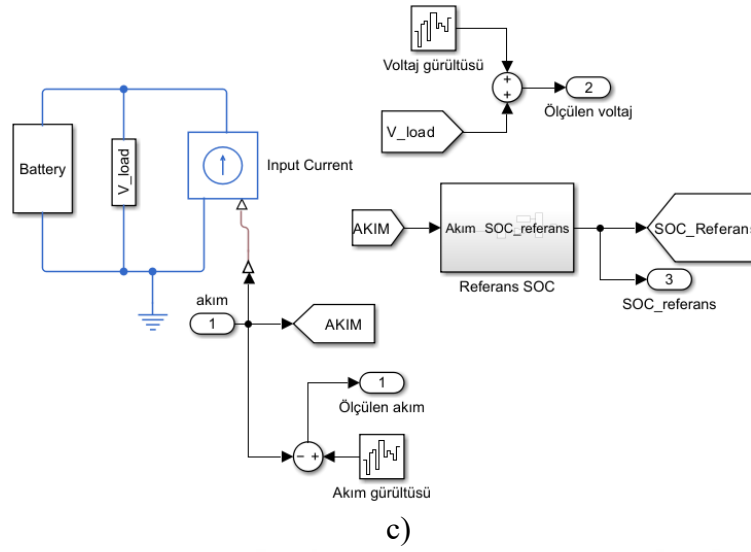
$$R = [(\max(V) \times 0,01)^2] \quad (3.23)$$

Burada $\sigma_{B\mathcal{S}D}^2$ BŞD'nin kovaryansı, σ_V^2 voltaj düşüşlerinin kovaryansıdır. Bu kovaryansların hesaplanmasında Eşitlik 3.22 a ve 3.22 b kullanılmıştır. Eşitliklerdeki $t_{de\mathcal{S}arj}$ uygulanan deşarj testinin saniye cinsinden süresini, Ts örnekleme zamanını, V_{ilk} ve V_{son} ise test başladığı andaki ilk voltajı ve test bittiği andaki son voltajı ifade eder. Ölçüm gürültüsü R ifadesindeki $\max(V)$ ise test süresince pilde ölçülen maksimum

voltajı ifade eder. 0,01 katsayısı ise voltaj sensörünün %1 hata ile ölçüm yaptığı kabulünden gelmektedir. MATLAB/Simulink ortamında GKF ve KKF ile BŞD tahminini gerçekleştirmek için kurulan modelin genel görünümü Şekil 3.15 a'da verilmiştir. Şekil 3.15 b ve c'de ise sırasıyla Kalman Filtresi bloğunun içi ve pil modeli bloğunun içi gösterilmektedir. Çizelge 3.4'te NMC, NCA ve LFP pillerin BŞD tahmininde kullanılan GKF ve KKF matrisleri verilmiştir.



Şekil 3.15. Kalman Filtresi modeli a) genel görünüm, b) Kalman Filtresi bloğu, c) Pil modeli bloğu



Şekil 3.15. Kalman Filtresi modeli a) genel görünüm, b) Kalman Filtresi bloğu, c) Pil modeli bloğu (devam)

Çizelge 3.4. NMC, NCA ve LFP pil için GKF ve KKF matrisleri

Pil	Q	R	P_0	x_0	α, β, κ
NMC	$\begin{bmatrix} 8,11 & 0 & 0 \\ 0 & 0,017 & 0 \\ 0 & 0 & 0,017 \end{bmatrix} \times 10^{-9}$	$[18 \times 10^{-4}]$	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-2} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-2} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	1, 2, 0
<i>GKF</i>					
NCA	$\begin{bmatrix} 5,81 & 0 & 0 \\ 0 & 4,9 & 0 \\ 0 & 0 & 4,9 \end{bmatrix} \times 10^{-9}$	$[18 \times 10^{-4}]$	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	1, 2, 0
<i>KKF</i>					
LFP	$\begin{bmatrix} 7,96 & 0 & 0 \\ 0 & 2,84 & 0 \\ 0 & 0 & 2,84 \end{bmatrix} \times 10^{-9}$	$[13 \times 10^{-4}]$	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-7} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-7} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	1, 2, 0

3.7. Kapı Özyinelemeli Birimler (GRU) ile Batarya Şarj Durumu Tahmini

GRU ile BŞD tahmininde sürüş çevrimi testlerinden elde edilen veri setleri kullanılmıştır. Veri setleri eğitim, doğrulama ve test olarak Çizelge 3.5'teki gibi üçe bölünmüştür. Üç pil için de DST, HWFET, JP1015 ve FTP çevrimleri eğitim veri seti olarak kullanılmıştır. LA92 ve WLTP çevrimleri ise sırasıyla doğrulama ve test için kullanılmıştır.

Çizelge 3.5. Üç pil kimyası için GRU ile BŞD tahmininde kullanılan eğitim, doğrulama ve test veri setleri

Eğitim	Doğrulama	Test
DST, HWFET, JP1015, FTP	LA92	WLTP

NMC ve NCA pilleri için ağa girdi olarak BŞD'ye en çok etki eden akım, voltaj ve sıcaklık tanımlanmıştır. BŞD farklı akım oranlarına göre değişir. Yüksek deşarj akım oranlarında BŞD hızla düşerken daha düşük akım oranlarında BŞD'deki düşüş daha yavaş olacaktır. BŞD voltaj ile de doğrudan ilişkilidir. Voltajın artması BŞD'nin de arttığı anlamına gelir. Son olarak, pillerin davranışları sıcaklık koşullarına göre değişir. Bu nedenle sıcaklık BŞD üzerinde etkili olan bir diğer faktördür. LFP pilde akım, voltaj ve sıcaklık ile iyi bir performans elde edilememiştir. Ağın performansını iyileştirmek için akım, voltaj ve sıcaklığa ek olarak ortalama voltaj da girdi olarak tanımlanmıştır. Çıkış ise BŞD'dir.

Veriler ağa tanımlanmadan önce eğitim sürecini daha verimli ve güvenilir bir hale getirmek ve negatif etkileri bertaraf etmek için normalizasyon işlemi uygulanmıştır. NMC pil için sıfır ortalamalı normalizasyon (Eşitlik 3.24), NCA ve LFP piller için [-1,1] aralığında normalizasyon (Eşitlik 3.25) işlemi uygulanmıştır.

$$x_{norm} = \frac{(x - x_{ort})}{std(x)} \quad (3.24)$$

Eşitlikteki x_{norm} normalize edilmiş veriyi, x verinin gerçek değerini, x_{ort} verinin ortalamasını ve $std(x)$ verinin standart sapmasını ifade eder.

$$x_{norm} = \frac{2(x - x_{min})}{x_{maks.} - x_{min}} - 1 \quad (3.25)$$

Eşitlikteki $x_{maks.}$ ve x_{min} verinin en büyük ve en küçük değerlerini ifade eder.

Üç pil kimyası için de oluşturulan ağ yapısı bir girdi katmanı, bir GRU katmanı, bir tam bağımlı katman, aktivasyon katmanı ve çıkış katmanı kullanılmıştır. Veri normalizasyonu

ve ağ mimarisi kurulduktan sonra ağa ait hiperparametreler belirlenmiştir. Kullanılan hiperparametreler optimizasyon algoritması, epok sayısı, öğrenme oranı, öğrenme oranı düşüş periyodu, öğrenme oranı düşüş faktörü, mini-batch boyutu ve nöron sayısıdır. Çizelge 3.6’da üç pil kimyası için kullanılan hiperparametreler verilmiştir.

Öncelikle sabit bir nöron sayısı ile ağ çalıştırılarak ağın en iyi performans gösterdiği epok sayısı, öğrenme oranı, öğrenme oranı düşüş faktörü ve düşüş periyodu, mini-batch boyutu belirlenmiştir. LFP pilde aşırı öğrenme genel bir problemdir (Chen vd., 2023; Chung vd., 2022; Hamid vd., 2023). Daha yüksek epok sayıları ve eğitim esnasında öğrenme oranının düşmesi aşırı öğrenme riskini arttırmıştır. Bu nedenle LFP pil için sabit bir öğrenme oranı ve düşük bir epok sayısı kullanılmıştır. Daha sonra farklı nöron sayıları için ağ eğitilerek en uygun nöron sayısı belirlenmiştir. NMC ve NCA piller için 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15 ve 20 nöron sayısına sahip ağ mimarileri denenmiştir. 20 nörondan sonra ağ performansında bir iyileşme olmadığı için daha büyük nöron sayıları denenmemiştir. LFP pilde ise 5, 6, 7, 8, 9, 10 ve 15 nöron sayısına sahip ağ mimarileri denenmiştir; 20 nöronlu yapıda ağ aşırı öğrenme eğilimi gösterdiği için kullanılmamıştır.

Çizelge 3.6. GRU ile BŞD tahmini için hiperparametre seçimi

Hiperparametreler	NMC	NCA	LFP
Optimizasyon algoritması	Adam	Adam	Adam
Epok sayısı	2400	1200	600
Öğrenme oranı	0,05	0,04	0,03
Öğrenme oranı düşüş faktörü	0,1	0,1	-
Öğrenme oranı düşüş periyodu	800	400	-
Mini-batch boyutu	127	64	64
Çıkış aktivasyon fonksiyonu	Clipped Relu (0.1)	Clipped Relu (0.1)	Clipped Relu (0.1)
Doğrulama sıklığı (epok)	30	30	30
Nöron sayısı	5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20	5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20	5, 6, 7, 8, 9, 10, 15

3.8. Performans Metrikleri

GRU ile BŞD tahmininde farklı nöron sayıları için tahmin doğruluğunu karşılaştırmak amacıyla çeşitli performans metrikleri kullanılmıştır. Bunlar maksimum hata (MAX), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absoulute Error, MAE), Yüzde Hata (Percentage Error, PE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), Ortalama Karakök Hatası (Mean Squared Error, MSE), Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error, RMSE) ve R^2 'dir. Bu performans metriklerine göre farklı nöron sayıları için elde edilen sonuçlar en iyiden en kötüye doğru sıralanmıştır ve en başarılı ağ yapısı seçilmiştir. GKF, KKF ve GRU'nun anlık hata değişimleri ise grafiklerde yüzde bağlı hata olarak (PE) verilmiştir. Eşitlik 3.26-3.32 bu metriklerin matematiksel ifadelerini vermektedir.

$$MAX = \text{maksimum}(|B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t)|) \quad (3.26)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t)| \quad (3.27)$$

$$PE = \frac{B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t)}{B\hat{S}D(t)} * 100 \quad (3.28)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t)|}{B\hat{S}D(t)} \quad (3.29)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t))^2 \quad (3.30)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t))^2} \quad (3.31)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (B\hat{S}D(t) - \widehat{B\hat{S}D}(t))^2}{\sum_{t=1}^n (B\hat{S}D(t) - B\hat{S}D_{ort})^2} \quad (3.32)$$

Burada n örneklem sayısını, $B\hat{S}D(t)$ gerçek BŞD değerini, $\widehat{B\hat{S}D}(t)$ tahmin edilen BŞD değerini ve $B\hat{S}D_{ort}$ ortalama BŞD değerini ifade etmektedir. MAE, MAPE MSE ve RMSE ne kadar küçük olursa modelin doğruluğu o kadar yüksek demektir. R^2 ise 0 ile 1 arasında bir değer alabilir ve gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki uyumun bir ifadesidir. R^2 değerinin 0'a yakın olması modelin tahmin performansının kötü olduğunu ve 1'e yakın olması modelin yüksek doğruluğa sahip olduğunu ifade eder.

4. BULGULAR

Bu bölümde NMC, NCA ve LFP pil için elde edilen sonuçlar üç kısımda sunulmuştur. İlk kısımda üç pil için elde edilen pil modellerinin sonuçları verilmiştir. Farklı sürüş çevrimi altında modellerin gerçek voltaj davranışlarını simüle edebilme performansları incelenmiştir. İkinci kısımda GKF ve KKF yöntemleri ile elde edilen BŞD tahminleri ve son kısımda ise GRU yöntemi ile BŞD tahminleri verilmiştir.

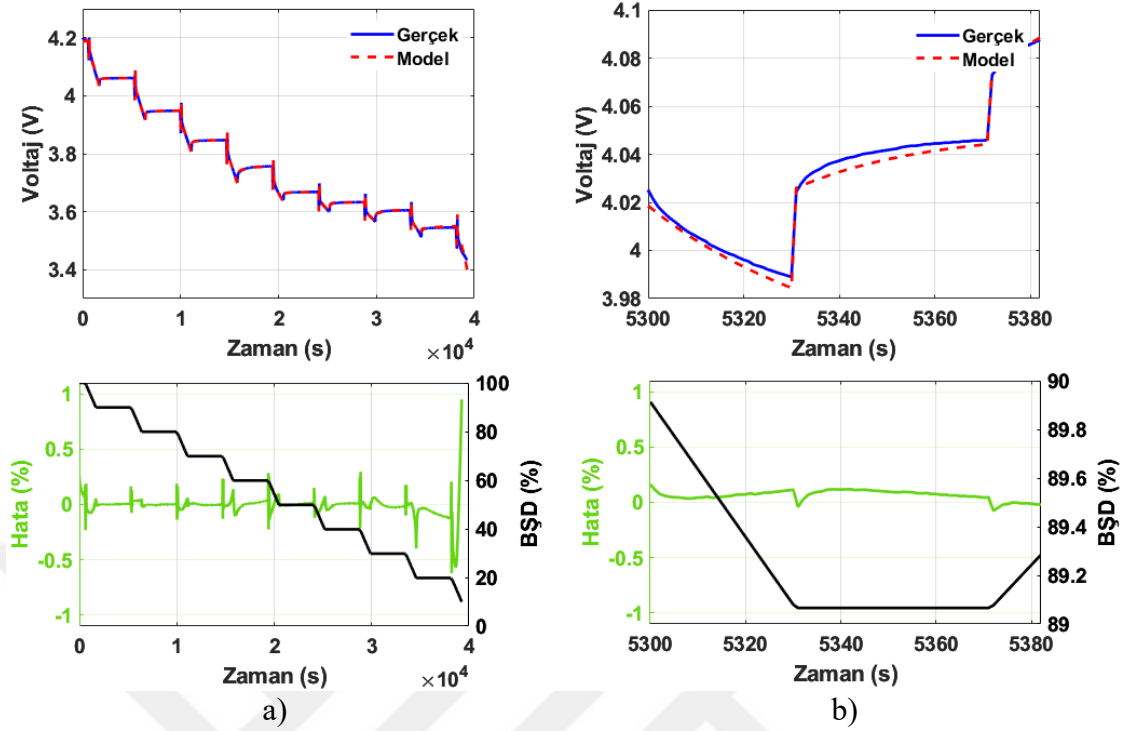
4.1. Pil Modellerinin Oluşturulması

Pil parametrelerinin BŞD ile değişimini elde etmek için HPPC testine ait akım, voltaj ve BŞD verileri kullanılmıştır. Akım ve voltaj değerleri test cihazı tarafından ölçülmüştür. BŞD değerleri ise amper-saat sayma yöntemi ile hesaplanmıştır. Her bir pil kimyası için model parametrelerinin BŞD ile değişimi elde edildikten sonra DST ve WLTP çevrimleri için model performansları test edilmiştir.

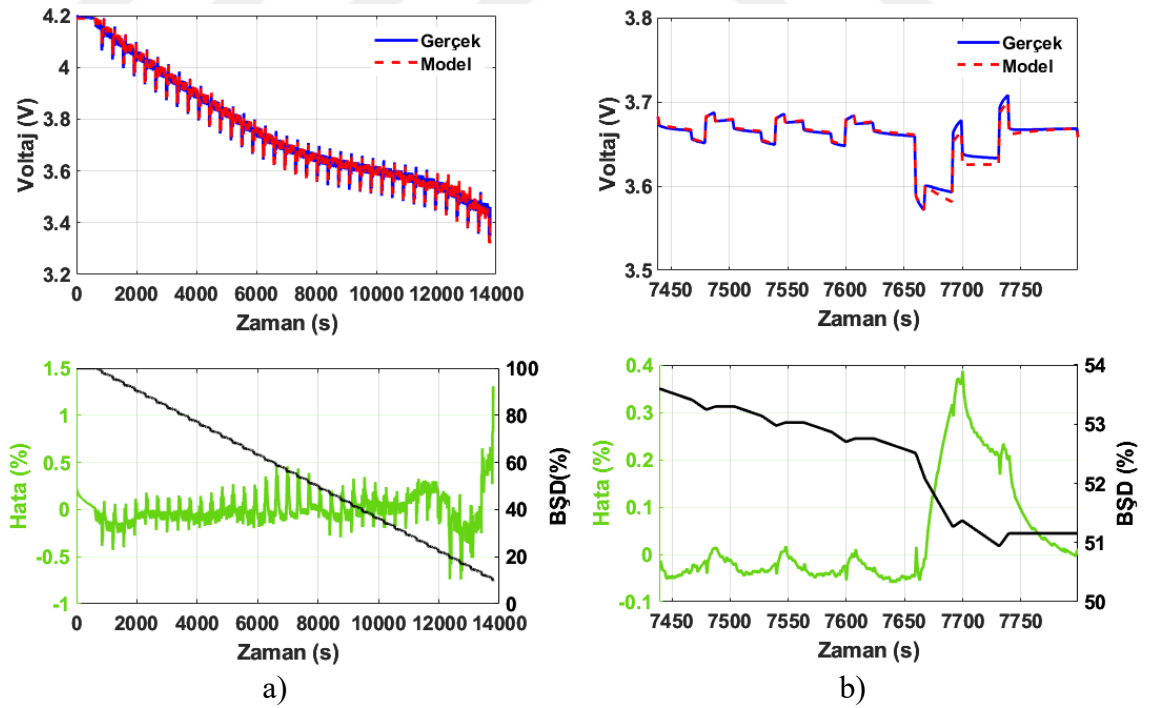
4.1.1. NMC Pil İçin Modelleme Sonuçları

Şekil 4.1'de NMC pil için HPPC testi altında pil modelinden elde edilen voltaj eğrisinin gerçek voltaj davranışı ile karşılaştırılması verilmiştir. Şekil 4.1 a %100-%10 BŞD aralığı için voltaj eğrilerini göstermektedir. Ayrıca test boyunca BŞD'nin ve modelleme hatasının değişimi de verilmiştir. Elektrikli araçlarda bataryanın güvenliğini ve ömrünü arttırmak için derin deşarja izin verilmediğinden elektrikli araç bataryaları tamamen deşarj edilmez. Bu nedenle sonuçlar %10 şarj seviyesine kadar değerlendirilmiştir. Şekil 4.1 b'de ise gerçek voltaj eğrisi ile simüle edilen voltaj eğrisi arasındaki farkın daha iyi görülebilmesi için yakınlştırılmış bir voltaj bölgesi verilmiştir. Maksimum % 0,95'lik bir hata ile modeldeki OCV, R_0 , R_1 - C_1 ve R_2 - C_2 parametreleri başarılı bir şekilde elde edilmiştir.

Modelin doğruluğunu test etmek için uygulanan DST ve WLTP testleri için elde edilen sonuçlar ise sırasıyla Şekil 4.2 ve Şekil 4.3'te verilmiştir. DST çevrimi altında model maksimum % 0,83 hata ile voltajı simüle edebilmiştir.

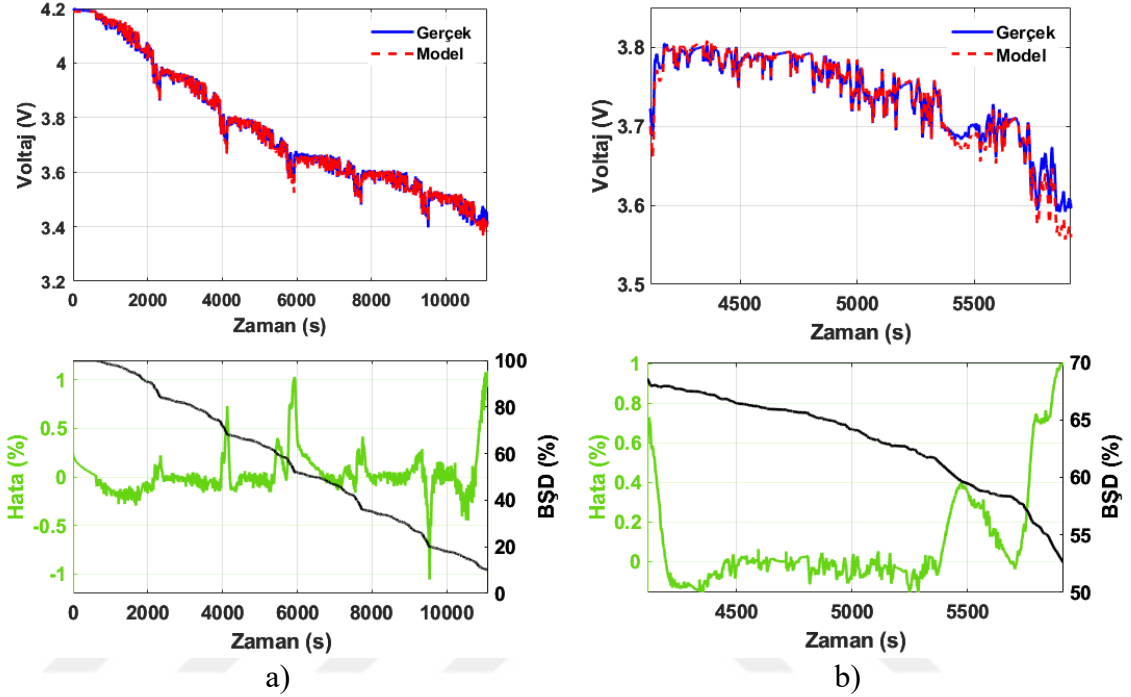


Şekil 4.1. NMC pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı a) tüm HPPC testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi



Şekil 4.2. NMC pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı a) tüm DST testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

DST orta dinamik sürüş davranışına sahip bir test prosedürü olarak değerlendirilebilir. WLTP çevrimi ise yüksek dinamik davranışa sahip olması ve gerçek sürüş şartlarını yansıtan bir sürüş çevrimi prosedürü olması nedeniyle önemlidir. Buna rağmen maksimum %1,09 hata ile voltaj davranışı modellenenmiştir.



Şekil 4.3. NMC pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı a) tüm WLTP testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

Çizelge 4.1’de ise HPPC, DST ve WLTP için maksimum mutlak yüzde hata (Max APE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve RMSE değerleri verilmiştir.

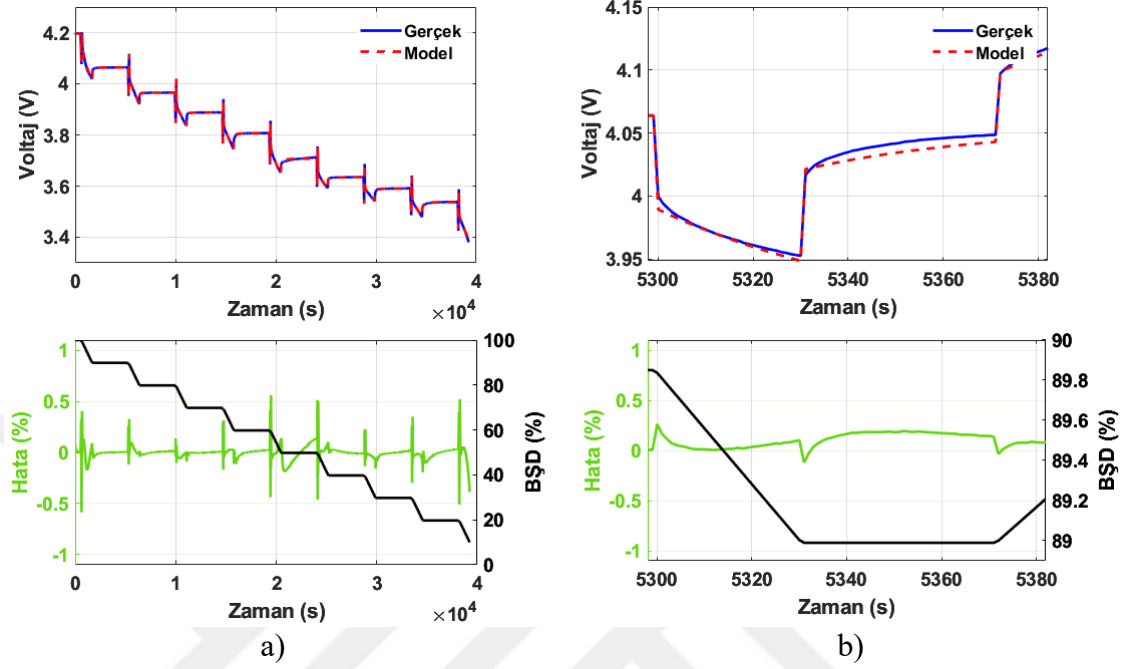
Çizelge 4.1. NMC pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri

	Max APE (%)	MAPE (%)	RMSE (V)
HPPC	0,95	0,038	0,0031
DST	0,83	0,11	0,0053
WLTP	1,09	0,13	0,008

4.1.2. NCA Pil İçin Modelleme Sonuçları

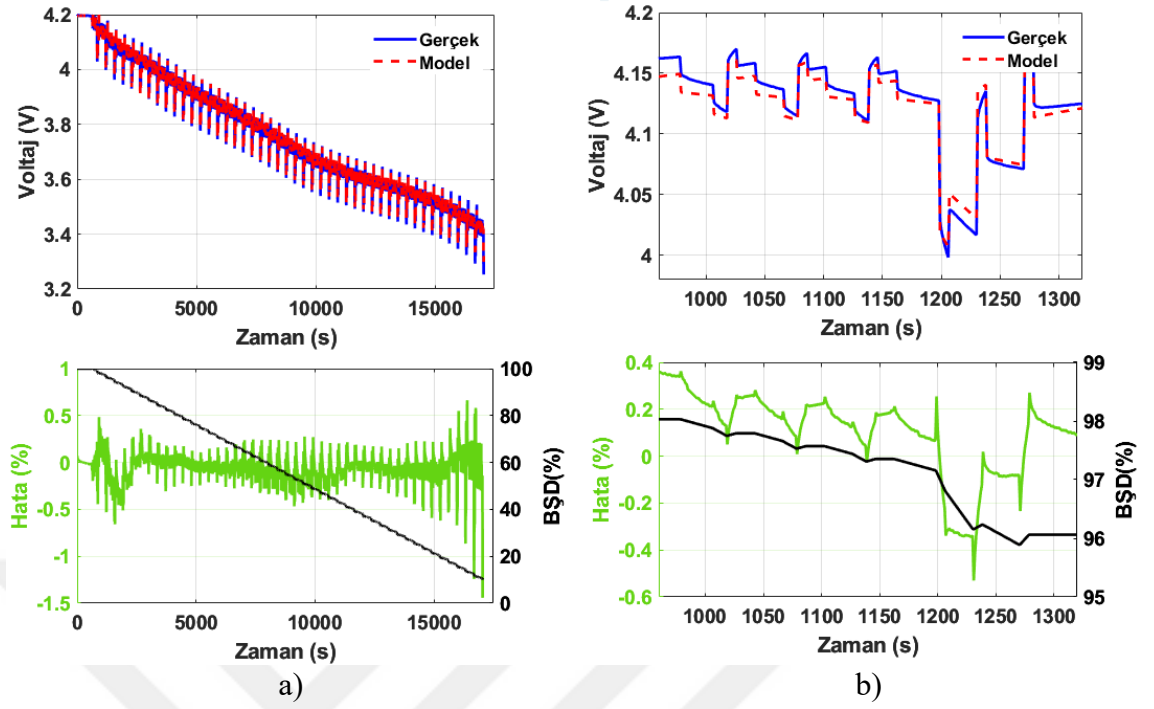
NCA pilin HPPC testi altında modelleme sonuçları Şekil 4.4’te verilmiştir. Şekil 4.4 a’da tüm HPPC testi için ve Şekil 4.4. b’de gerçek voltaj ile modelden elde edilen voltaj eğrisi arasındaki farkın daha net görülebilmesi için yakınlaştırılmış bir voltaj bölgesi

gösterilmiştir. NCA pil için parametre tahmini % - 0,5 ve % 0,6 hata aralığında başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.



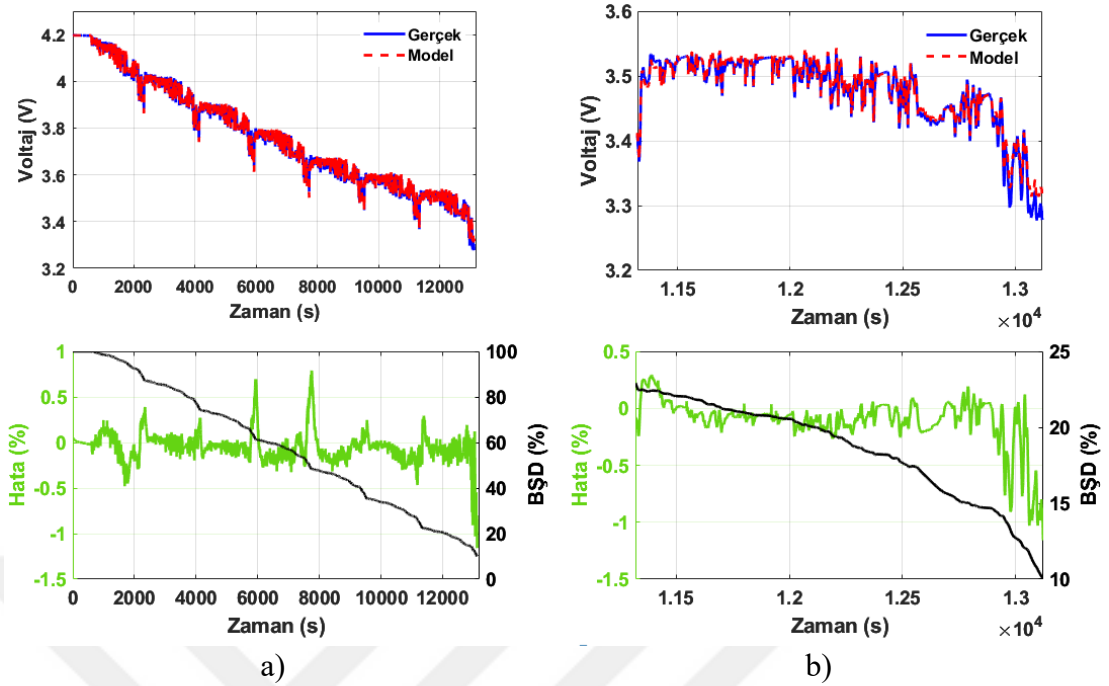
Şekil 4.4. NCA pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı a) tüm HPPC testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

Şekil 4.5'te ise NCA piline ait modelin doğruluğunu test etmek için kullanılan DST'ye ait modelleme sonuçları verilmiştir. DST altında hata değerleri genel olarak $\pm$ % 0,5 aralığında kalmıştır. Şarj seviyesi %20'nin altına indiğinde hata değerleri artış göstermiştir ve maksimum hata değeri %10 BŞD noktasında %1,44 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.5. NCA pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı a) tüm DST testi b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

Şekil 4.6’da ise WLTP çevrimi için gerçek voltaj davranışı ile model çıktısı karşılaştırılmıştır. DST’de elde edilen sonuçlara benzer şekilde hata değeri tüm test genelinde $\pm \% 0,5$ hata aralığında seyretmiştir, maksimum hata değeri ise son B&S D bölgesinde $\%1,14$ olarak elde edilmiştir. Üç test için maksimum mutlak yüzde hata (Max APE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve RMSE değerleri Çizelge 4.2’de özetlenmiştir. NCA pil için de maksimum $\%1$ hata mertebeleri ile gerçek voltaj davranışı simüle edilebilmiştir.



Şekil 4.6. NCA pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı a) tüm WLTP testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

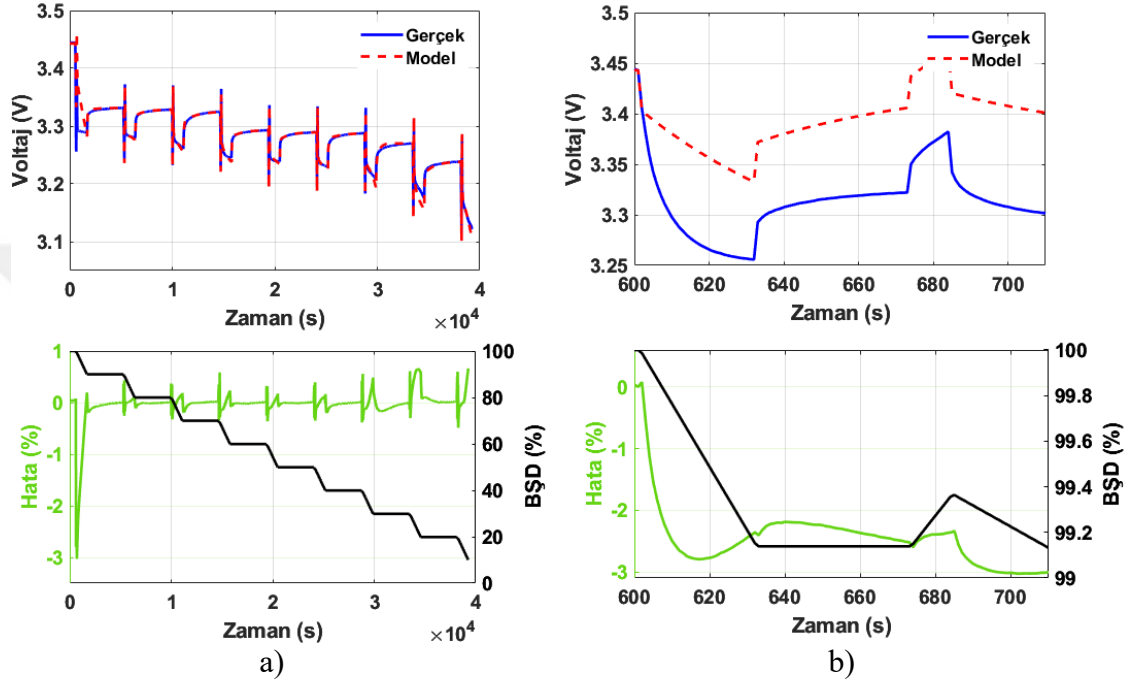
Çizelge 4.2. NCA pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri

	Max APE (%)	MAPE (%)	RMSE (V)
HPPC	0,59	0,031	0,0019
DST	1,44	0,10	0,0054
WLTP	1,16	0,12	0,0062

4.1.3. LFP Pil İçin Modelleme Sonuçları

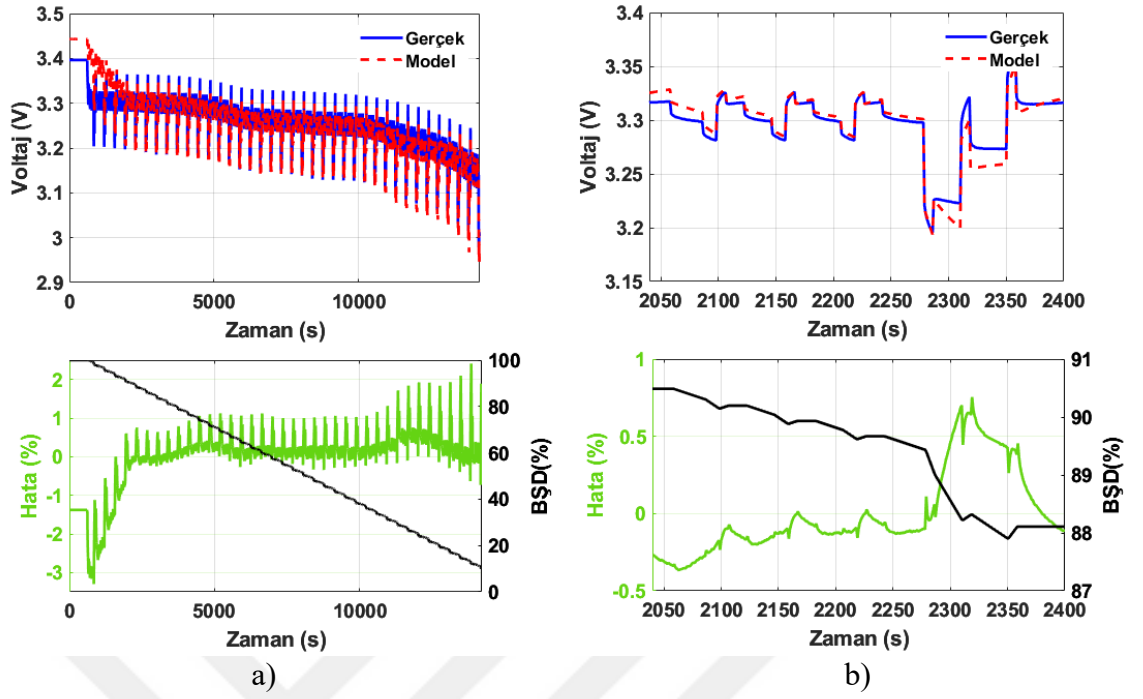
LFP pil için HPPC testi altında elde edilen modelleme sonuçları Şekil 4.7'deki gibidir. Diğer iki pilden farklı olarak LFP pil için yüksek BŞD noktasında modelleme hatası artmıştır. Bunun sebebi LFP pillerin iç direnç davranışından kaynaklanmaktadır. LFP pillerde iç direncin BŞD ile değişimi U şeklinde bir grafik verir. Yani, en yüksek ve en düşük BŞD noktalarında yüksek iç dirence sahiptir, %25 ila %75 BŞD seviyeleri arasında ise iç dirençte çok fazla bir değişim olmaz ve düz bir eğri verir (Ansean ve ark., 2013). Bu nedenle HPPC testinin ilk çevriminde normal bir voltaj davranışı elde edilememiştir. Şekil 4.7 b'de HPPC testinin ilk çevrimine ait gerçek voltaj ve modelden elde edilen voltaj eğrileri verilmiştir. Mavi renk ile gösterilen gerçek voltaj eğrisinde şarj bölgesinde

voltajın yüksek iç dirençten dolayı yeterince yükselemediği ve açık devre voltajının altında kaldığı görülmektedir. Bu nedenle model bu noktadaki gerçek voltaj davranışını taklit etmede yetersiz kalmıştır ve maksimum hata değeri bu noktada %3,03 olarak elde edilmiştir. Ancak testin geri kalan kısmında model parametreleri başarılı bir şekilde tahmin edilebilmiştir ve hata değeri %1'in altında seyretmiştir.



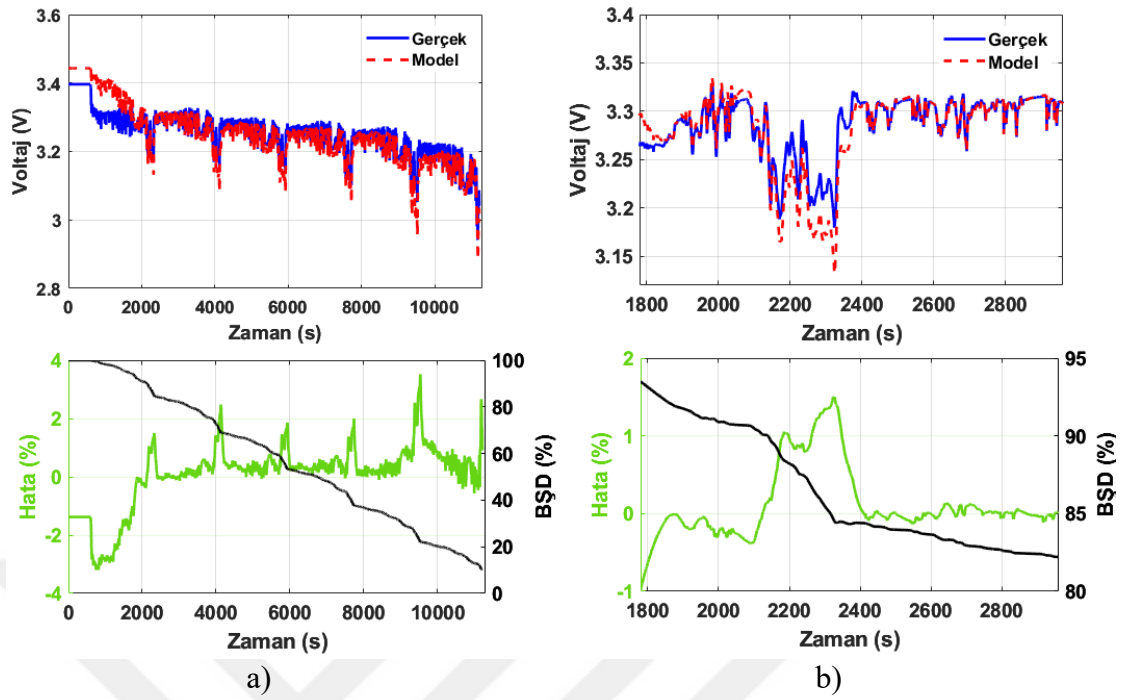
Şekil 4.7. LFP pil modelinin HPPC testi altında voltaj davranışı a) tüm HPPC testi, b) yakınlaştırılmış voltaj bölgesi

Şekil 4.8'de DST için modelleme sonuçları verilmiştir. Yüksek BŞD seviyelerinde parametre tahminindeki hatadan kaynaklı olarak model performansı düşük kalmıştır. Ancak şarj seviyesi yaklaşık olarak %90'a düştükten sonra model gerçek voltaj eğrisini yakalamıştır. Orta BŞD bölgelerinde hata aralığı sabit kalırken düşük BŞD bölgesinde hata bir miktar artmıştır.



Şekil 4.8. LFP pil modelinin DST testi altında voltaj davranışı a) tüm DST testi, b) yakınlştırılmış voltaj bölgesi

Son olarak, LFP pilin WLTP çevrimi için model performansı incelenmiştir ve Şekil 4.9'daki sonuçlar elde edilmiştir. DST'ye benzer şekilde maksimum hata değeri yüksek BŞD bölgesinde elde edilmiştir. Yaklaşık olarak %90 şarj seviyesinden sonra model gerçek voltaj davranışını yakalayabilmiştir ancak hata mertebeleri bir miktar artmıştır.



Şekil 4.9. LFP pil modelinin WLTP testi altında voltaj davranışı a) tüm WLTP testi, b) yakınlştırılmış voltaj bölgesi

LFP pil için maksimum mutlak hata, ortalama mutlak hata ve RMSE değerleri Çizelge 4.3'te verilmiştir. Şarj voltajının %100-%90 BŞD aralığında farklı davranışa sahip olması ve modelin bu davranışı simüle etmede başarısız kalması nedeniyle LFP pil için elde edilen maksimum hata değeri NMC ve NCA pillerin maksimum hata değerlerinden yüksek çıkmıştır. Ancak %90-%10 BŞD aralığında model gerçek voltaj davranışını başarılı bir şekilde simüle edebilmiştir. Ortalama mutlak hata değeri dinamik test şartları altında bile %1'in altında kalmayı başarmıştır.

Çizelge 4.3. LFP pil modelinin HPPC, DST ve WLTP testleri için hata değerleri

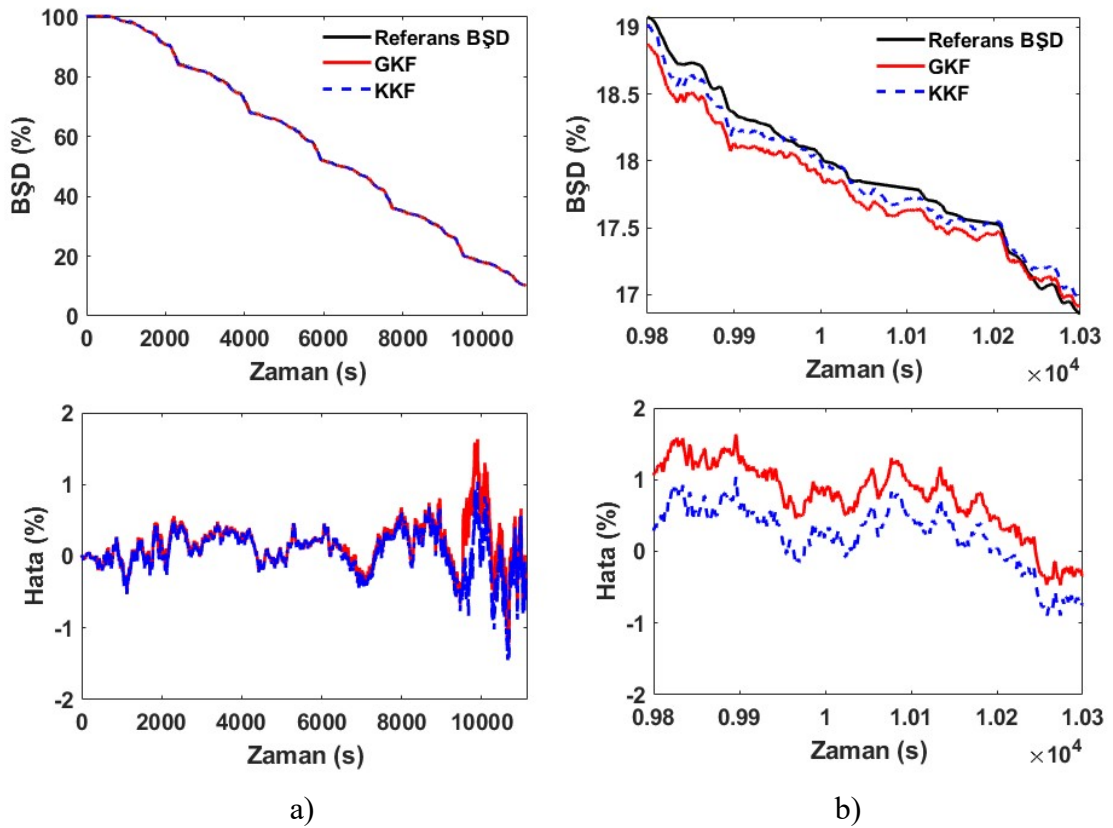
	Max APE (%)	MAPE (%)	RMSE (V)
HPPC	3,03	0,1	0,0096
DST	3,3	0,46	0,025
WLTP	3,52	0,75	0,035

4.2. Geniřletilmiř Kalman Filtresi (GKF) ve Koksuz Kalman Filtresi (KKF) ile BřD Tahmini

Bu bařlık altında u pil kimyası iin WLTP srř evrimine gre GKF ve KKF ile elde edilen BřD tahmini sonuları verilecektir.

4.2.1. NMC Pil iin GKF ve KKF ile BřD Tahmini

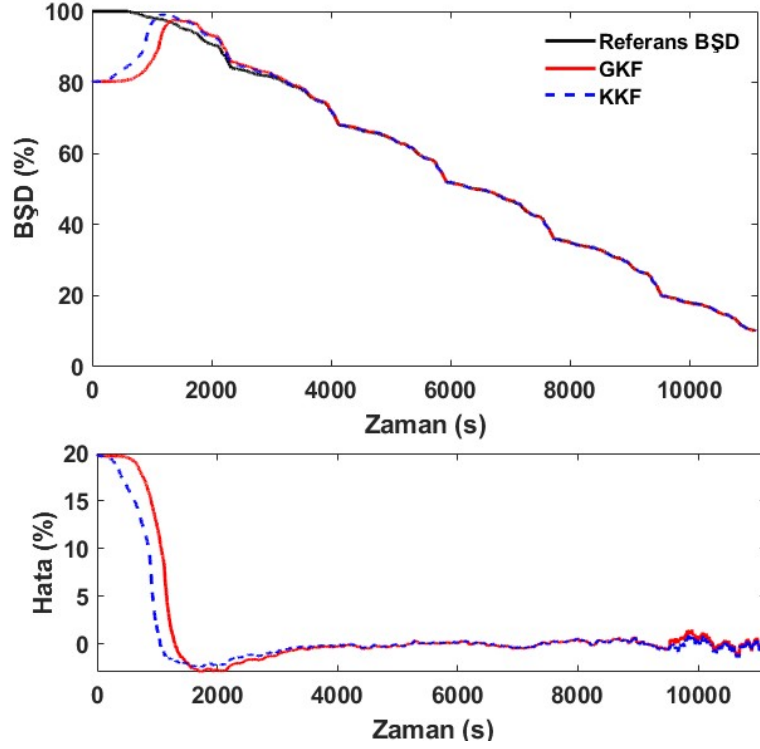
řekil 4.10'da NMC pil iin WLTP testi altında GKF ve KKF'nin BřD tahmin sonuları verilmiřtir. řeklin sol stnunda tm test profili iin BřD eėrileri ve baėıl hata deėerleri, sol stnunda ise yakınladıtırılmıř bir BřD blgesi verilmiřtir. Eėrilerin daha iyi grlebilmesi aısından yakınladıtırılmıř BřD blgesine ait grafiklerde yatay eksen sınırlarının farklı olduėuna dikkat edilmelidir. GKF maksimum %1,63 ve KKF maksimum % 1,45 hata ile BřD tahminini gerekleřtirebilmiřtir.



řekil 4.10. NMC pilin WLTP evrimi altında GKF ve KKF ile BřD tahminin karřılařtırılması a) tm BřD eėrisi b) yakınladıtırılmıř BřD blgesi

Her iki filtrenin tanımlanan filtre deėerleri ile doėru alıřıp alıřmadıėını kontrol etmek iin yanlıř bir bařlangı BřD deėeri girilerek filtrelerin davranıřları incelenmiřtir.

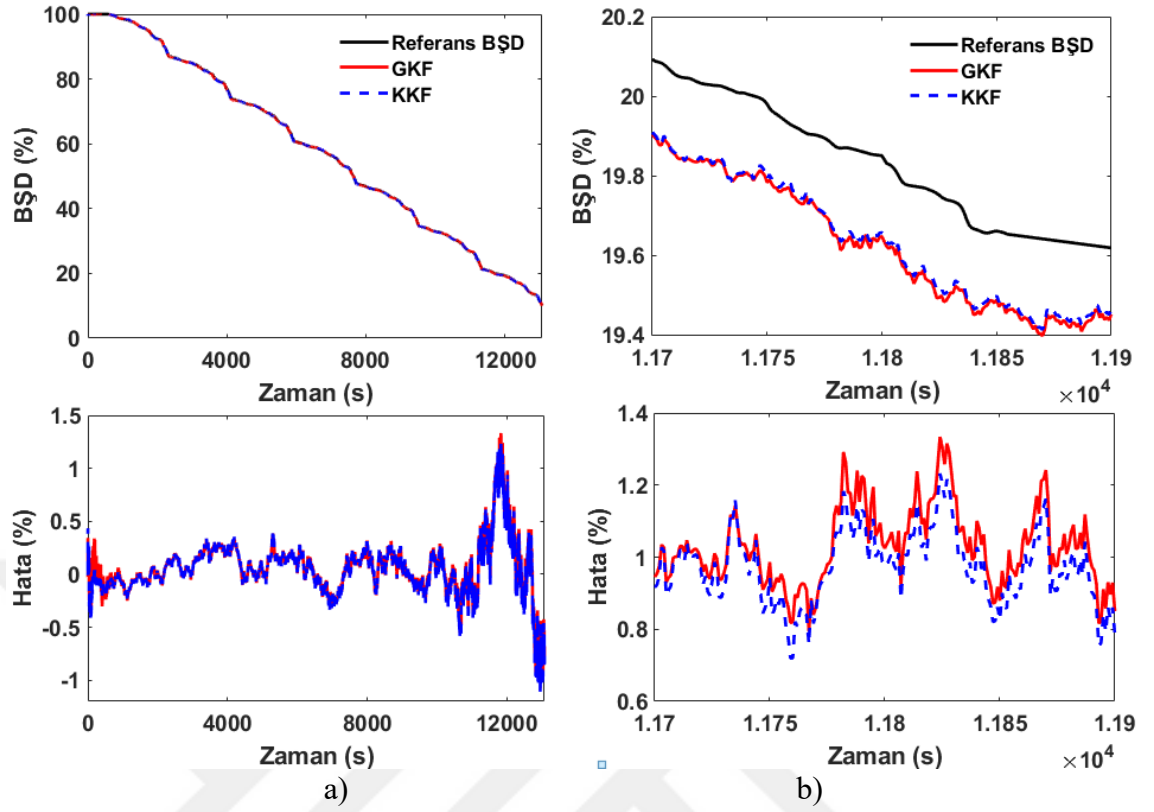
Başlangıç BŞD değeri %80 olarak tanımlandığında filtrelerin tahmin davranışları Şekil 4.11'deki gibi olmuştur. Her iki filtre de belirli bir süre içerisinde başlangıç hatasını telafi ederek referans BŞD eğrisini yakalamayı başarmıştır. Ancak KKF, hataları telafi ederek referans BŞD eğrisine yakınsamada daha başarılı olmuştur.



Şekil 4.11. NMC pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri

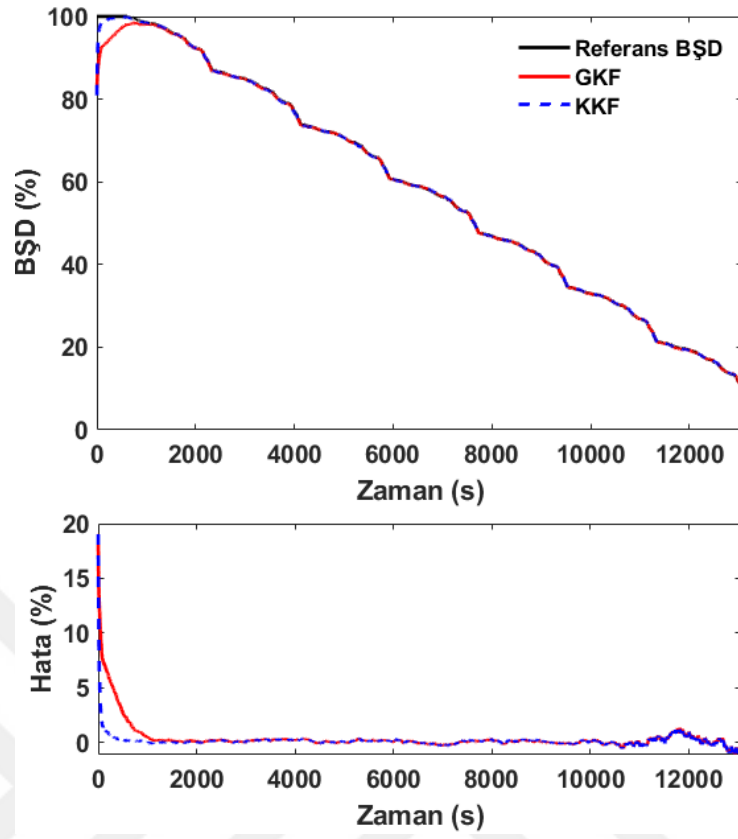
4.2.2. NCA Pil için GKF ve KKF ile BŞD Tahmini

NCA pil için GKF ve KKF'nin BŞD tahmin sonuçları Şekil 4.12'de verilmiştir. GKF'nin maksimum mutlak hatası % 1,33 ve KKF'nin maksimum mutlak hatası %1,23 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.12. NCA pilin WLTP çevrimi altında GKF ve KKF ile B&D tahminin karşılaştırılması a) tüm B&D eğrisi b) yakınlştırılmış B&D bölgesi

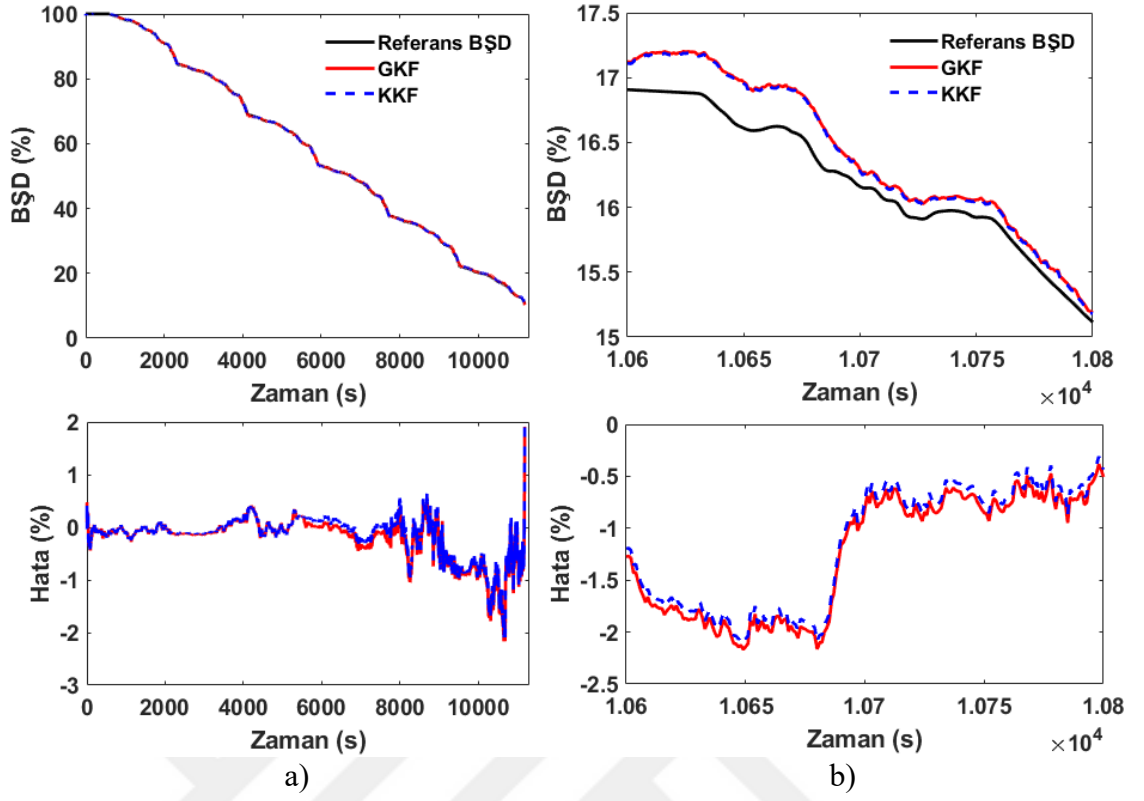
GKF ve KKF'nin doğruluğunu NCA pil için test etmek amacıyla farklı bir başlangıç B&D değeri tanımlandığında filtrelerin tahmin davranışları Şekil 4.13'teki gibi olmuştur. NMC pilde olduğu gibi NCA pil için de hem GKF hem de KKF başlangıç hatasını düzelterek referans B&D eğrisini takip etmeyi başarmıştır.



Şekil 4.13. NCA pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri

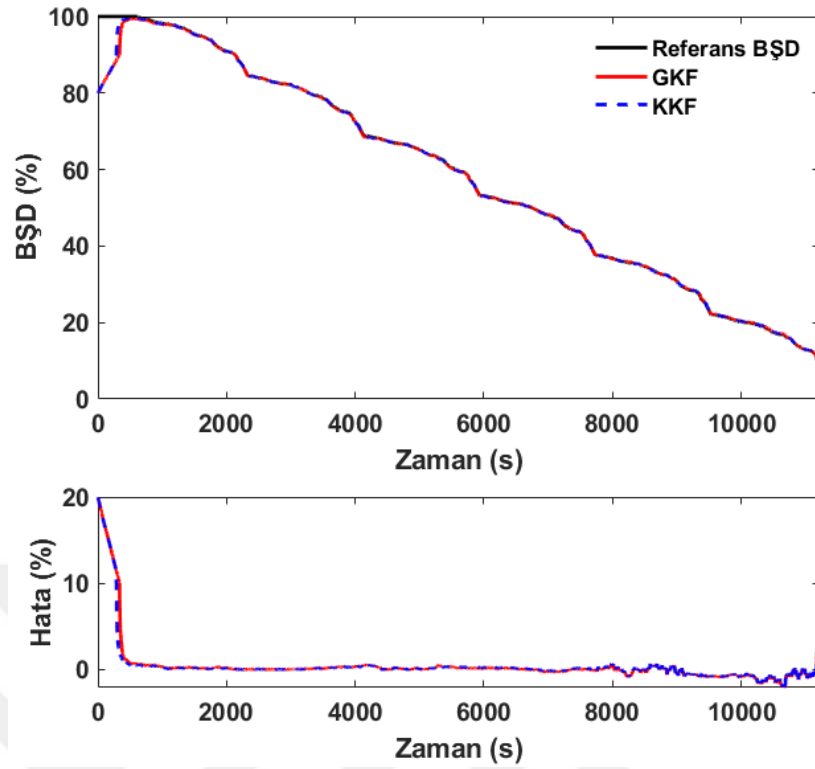
4.2.3. LFP Pil için GKF ve KKF ile BŞD Tahmini

LFP pil için GKF ve KKF'nin BŞD tahmin sonuçları Şekil 4.14'de verilmiştir. LFP pil için elde edilen batarya modelinin hata değerleri diğer pil kimyalarına nispeten yüksek olsa da GKF ve KKF bu hataları tolere edebilmiştir.



Şekil 4.14. LFP pilin WLTP çevrimi altında GKF ve KKF ile BŞD tahminin karşılaştırılması a) tüm BŞD eğrisi b) yakınlştırılmış BŞD bölgesi

LFP pil için de farklı bir başlangıç BŞD değeri tanımlanarak filtreler test edilmiştir, filtrelerin tahmin davranışları Şekil 4.15'teki gibi olmuştur. LFP pil için de her iki filtre başlangıç hatalarını telafi ederek referans BŞD eğrisini takip edebilmiştir.



Şekil 4.15. LFP pilin farklı başlangıç BŞD değeri için BŞD tahmin eğrileri

Çizelge 4.4’te piller için GKF ve KKF’nin maksimum mutlak yüzde hata (Max APE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve RMSE değerleri özet olarak sunulmuştur. İki filtre için de benzer sonuçlar elde edilse de Kokusuz Kalman Filtresi hem hata değerleri bakımından hem de gerçek değere yakınsama bakımından Genişletilmiş Kalman Filtresine göre daha başarılı olmuştur.

Çizelge 4.4. NMC, NCA ve LFP piller için GKF ve KKF’nin tahmin sonuçlarının karşılaştırılması

		Max APE (%)	MAPE (%)	RMSE (%)
NMC	GKF	1,63	0,26	0,15
	KKF	1,45	0,23	0,14
NCA	GKF	1,33	0,18	0,1
	KKF	1,23	0,18	0,1
LFP	GKF	2,17	0,28	0,13
	KKF	2,1	0,26	0,12

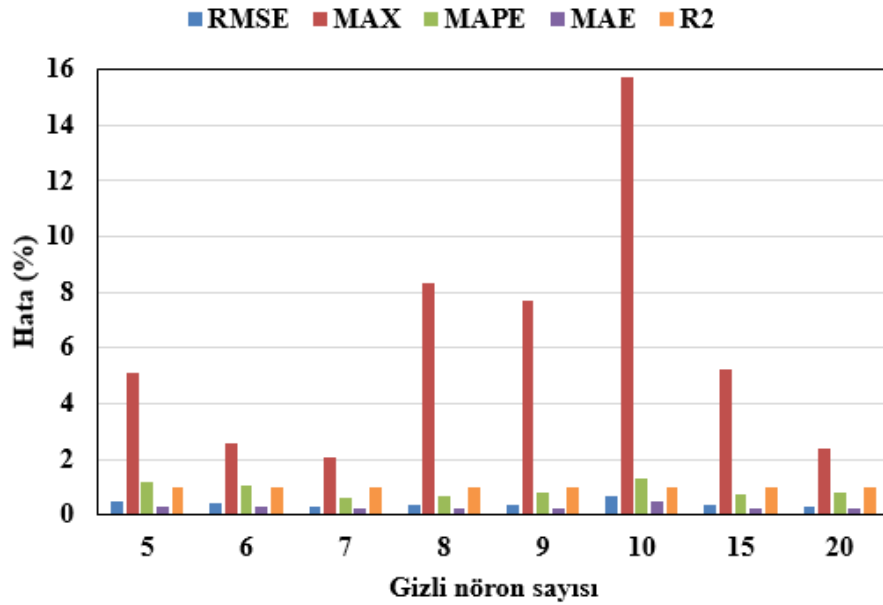
4.3. GRU ile Batarya Şarj Durumu Tahmini

4.3.1. NMC Pil için GRU ile BŞD Tahmini ve GKF & KKF ile Karşılaştırılması

Farklı nöron sayıları için ağı performansı değerlendirmek için maksimum hata (MAX) Ortalama Mutlak Hata (Mean Absoulute Error, MAE), Ortalama Karakök Hatası (Mean Squared Error, MSE), Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error, RMSE) ve R^2 değerleri karşılaştırılmıştır. NMC pil için farklı nöron sayıları ile elde edilen performans değerleri Çizelge 4.5'te ve Şekil 4.16'da verilmiştir. En iyi performansın elde edildiği nöron sayısı ilk sırada olacak şekilde bir sıralama yapılmıştır. MSE değerleri çok düşük olduğu için grafikte verilmemiştir.

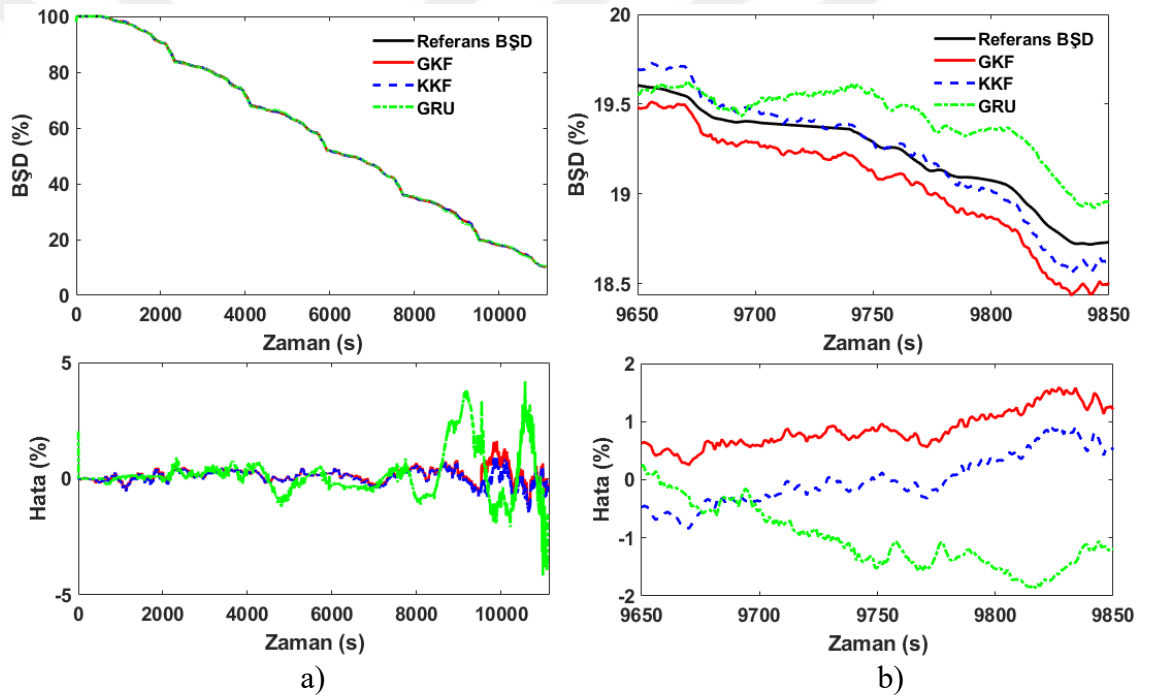
Çizelge 4.5. NMC pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı

Nöron Sayısı	RMSE	MAX	MAPE	MAE	MSE	R^2	Rank Değeri
5	0,52	5,09	1,19	0,29	0,0027	0,9997	7
6	0,45	2,6	1,06	0,29	0,0020	0,9997	6
7	0,30	2,04	0,62	0,22	0,0009	0,9999	1
8	0,36	8,35	0,71	0,26	0,0013	0,9998	4
9	0,37	7,71	0,79	0,21	0,0014	0,9998	5
10	0,70	15,7	1,29	0,51	0,0049	0,9993	8
15	0,33	5,24	0,74	0,24	0,0011	0,9998	3
20	0,32	2,38	0,79	0,22	0,0010	0,9999	2



Şekil 4.16. NMC pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması

Şekil 4.16’da görüldüğü üzere en iyi performans 7 nöronlu ağ mimarisinde elde edilmiştir. Bu nedenle NMC pil için nöron sayısı 7 olarak belirlenmiştir. GKF, KKF ve GRU’nun tahmin performansları Şekil 4.17’de karşılaştırılmıştır. Grafikteki hata değerleri bağıl hata olarak verilmiştir. GRU ile BŞD tahmininde ağın mutlak hata değeri ($BŞD_{referans} - BŞD_{GRU}$) tüm BŞD eğrisi için belirli bir aralıkta dengeli seyretmiştir. Ancak bağıl hata hesaplanırken düşük BŞD bölgesinde mutlak hata daha düşük değerlere bölündüğü için hata değeri artmıştır. GRU ile tahminde maksimum hata % 4,16 olarak elde edilmiştir.



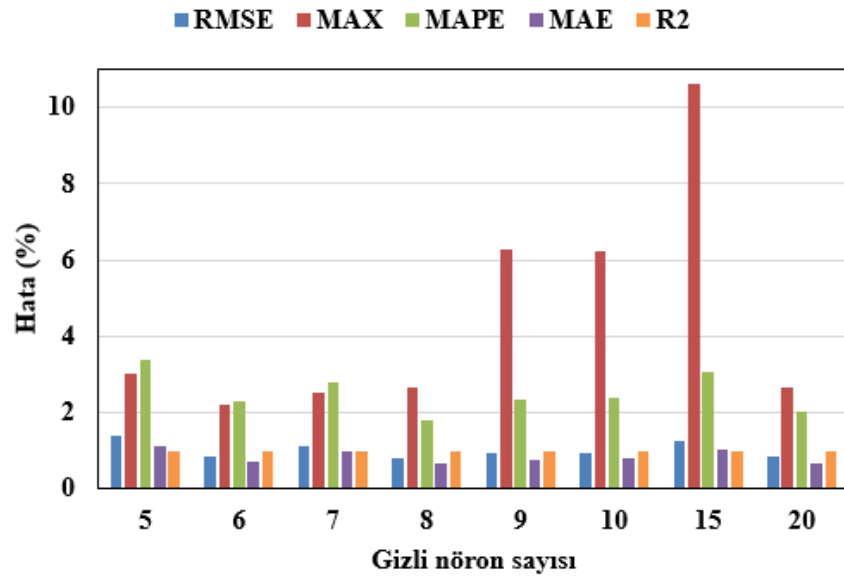
Şekil 4.17. NMC pil için GRU, GKF ve KKF’nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması a) tüm BŞD eğrisi b) yakınlaştırılmış BŞD bölgesi

4.3.2. NCA Pil için GRU ile BŞD Tahmini ve GKF & KKF ile Karşılaştırılması

Benzer işlem NCA ve LFP pil için tekrar edilmiştir. NCA pil için elde edilen ağ performansları Çizelge 4.6 ve Şekil 4.18’de verilmiştir. NCA için en iyi tahmin performansı 8 gizli nörona sahip ağ yapısında elde edilmiştir.

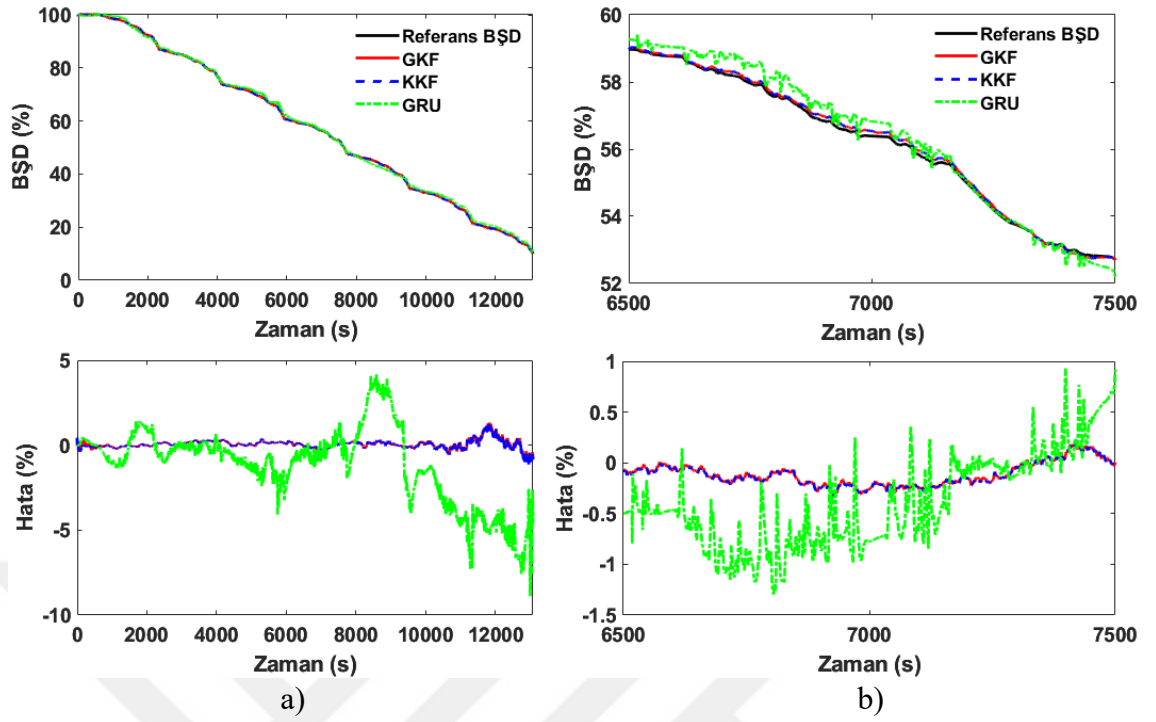
Çizelge 4.6. NCA pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı

Nöron Sayısı	RMSE	MAX	MAPE	MAE	MSE	R ²	Rank Değeri
5	1,40	3,03	3,38	1,12	0,0196	0,9973	8
6	0,86	2,19	2,31	0,72	0,0075	0,9989	3
7	1,11	2,54	2,77	1,00	0,0123	0,9983	6
8	0,81	2,66	1,81	0,68	0,0065	0,9991	1
9	0,92	6,27	2,36	0,78	0,0085	0,9988	4
10	0,95	6,23	2,38	0,79	0,0090	0,9988	5
15	1,25	10,60	3,05	1,02	0,0155	0,9979	7
20	0,83	2,65	2,00	0,65	0,0070	0,9990	2



Şekil 4.18. NCA pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması

Şekil 4.19’da NCA pilin WLTP testi altında GKF, KKF ve GRU ile BŞD tahminleri verilmiştir. GRU ile tahminde maksimum hata % $|-8,88|$ ’dir. NMC pilde elde edilen sonuçlara benzer şekilde NCA pil için de en iyi tahmin KKF ile elde edilmiştir.



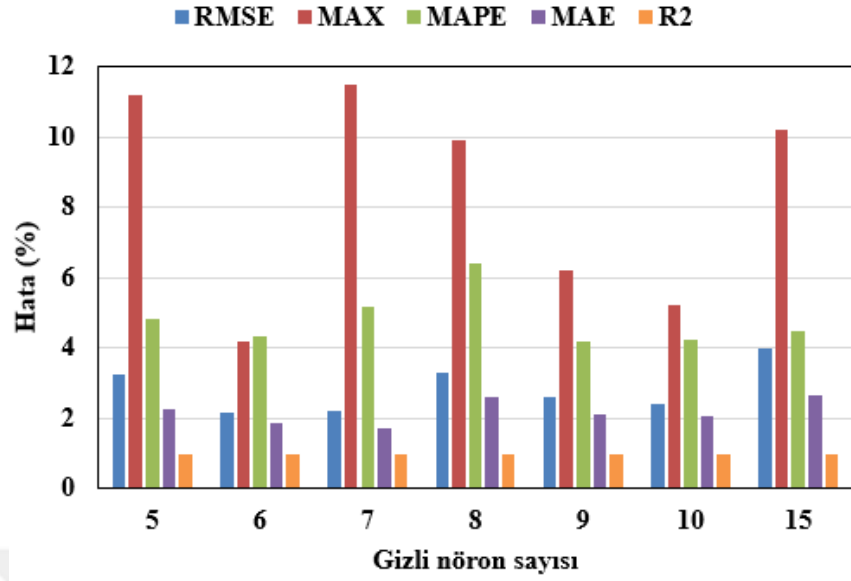
Şekil 4.19. NCA pil için GRU, GKF ve KKF'nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması a) tüm BŞD eğrisi b) yakınlaştırılmış BŞD bölgesi

4.3.3. LFP Pil için GRU ile BŞD Tahmini ve GKF & KKF ile Karşılaştırılması

LFP pil için elde edilen ağ performansları Çizelge 4.7 ve Şekil 4.20'de verilmiştir. NCA için en iyi tahmin performansı 6 gizli nörona sahip ağ yapısında elde edilmiştir.

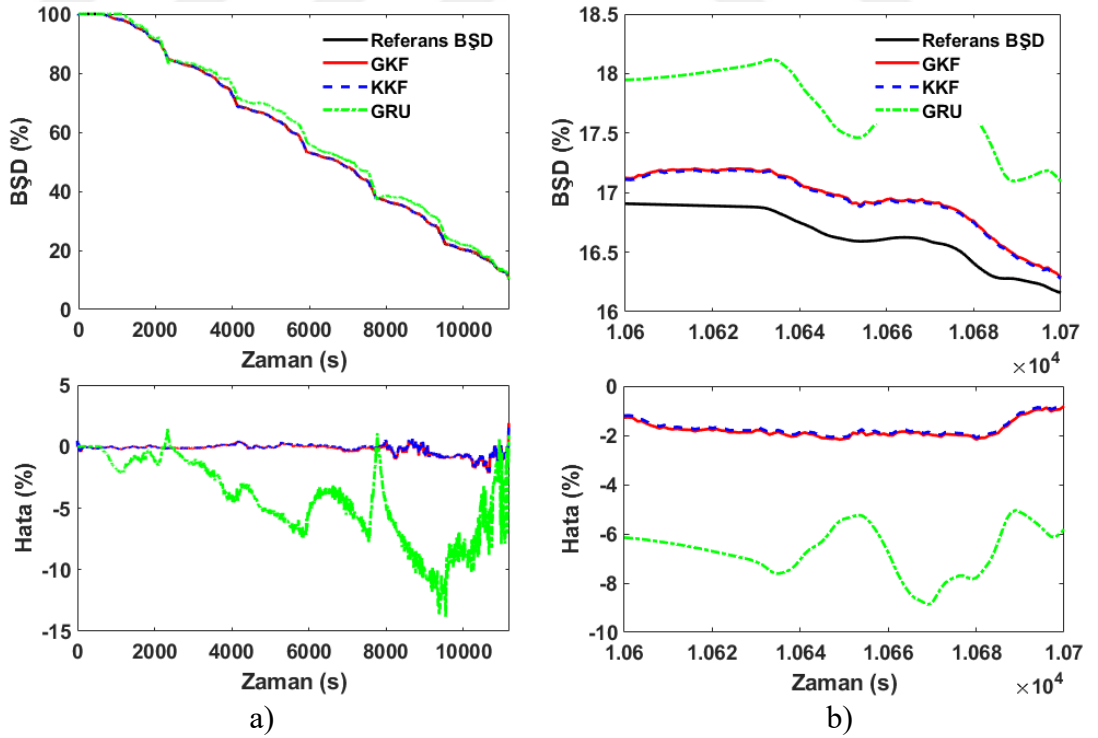
Çizelge 4.7. LFP pil için farklı nöron sayılarının tahmin performansı

Nöron Sayısı	RMSE	MAX	MAPE	MAE	MSE	R ²	Rank Değeri
5	3,24	11,2	4,8	2,27	0,1050	0,9862	5
6	2,18	4,2	4,34	1,87	0,0475	0,9937	1
7	2,21	11,5	5,15	1,73	0,0490	0,9936	2
8	3,28	9,9	6,38	2,62	0,1075	0,9859	6
9	2,62	6,2	4,2	2,1	0,0685	0,991	4
10	2,39	5,2	4,22	2,05	0,0571	0,9925	3
15	3,96	10,2	4,46	2,63	0,1570	0,9794	7



Şekil 4.20. LFP pil için farklı nöron sayılarında ağ performansının karşılaştırılması

Şekil 4.21’de LFP pilin WLTP testi altında GKF, KKF ve GRU ile BŞD tahminleri verilmiştir. GRU ile tahminde maksimum hata % $|-13,82|$ ’dir. Bu pil için de en iyi tahmin performansı KKF ile elde edilmiştir.



Şekil 4.21. LFP pil için GRU, GKF ve KKF’nin BŞD tahmin performanslarının karşılaştırılması a) tüm BŞD eğrisi b) yakınlaştırılmış BŞD bölgesi

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışma kapsamında 18650 pil boyutlarındaki NMC, NCA ve LFP kimyalarına sahip piller için modellemeye dayalı ve bilgisayar öğrenmesine dayalı yöntemler kullanılarak BŞD tahminleri gerçekleştirilmiştir. Modellemeye dayalı tahmin yöntemlerinden Genişletilmiş Kalman Filtresi ve Kokusuz Kalman Filtresi kullanılmıştır. Makine öğrenmesine dayalı tahmin yöntemlerinden ise Kapı Özyinelemeli Birimler yöntemi kullanılmıştır. Üç yöntemin WLTP çevrimi altındaki hata değerleri Çizelge 5.1’de özetlenmiştir.

Çizelge 5.1. NMC, NCA ve LFP piller için elde edilen BŞD tahmin sonuçları

		Max APE (%)	MAPE (%)	RMSE (%)
NMC	GKF	1,63	0,26	0,15
	KKF	1,45	0,23	0,14
	GRU	4,16	0,62	0,30
NCA	GKF	1,33	0,18	0,10
	KKF	1,23	0,18	0,10
	GRU	8,88	0,81	1,81
LFP	GKF	2,17	0,28	0,13
	KKF	2,1	0,26	0,12
	GRU	13,82	4,34	2,18

Çalışmanın sonunda elde edilen sonuçlar şu şekildedir:

- GKF ve KKF yöntemleri kullanılarak %3’ün altında maksimum hata değerleri ile BŞD tahmin edilebilmiştir. GRU’nun tahmin performansı düşük kalmıştır.
- Oluşturulan batarya modellerinin de GKF ve KKF’nin tahmin performansı üzerinde etkisi vardır. Elde edilen pil modelleri ile pillerin gerçek voltaj davranışları % 2’den küçük hatalarla simüle edilebilmiştir. Yalnızca LFP pilin yüksek BŞD bölgelerinde şarj esnasında iç direncinin yüksek olması nedeniyle hata nispeten yüksek çıkmıştır. Ancak GKF ve KKF tahmin esnasında Kalman Kazancını sürekli olarak güncelleyerek bu hatayı tolere etmeyi başarmıştır.

- GKF ve KKF'nin hata değerleri birbirine yakın olsa da KKF hatalı bir başlangıç değeri tanımlandığında hatayı daha hızlı tolere edebilmiştir. Bu, BYS'nin batarya paketini etkili bir şekilde kontrol etmesi, enerji yönetim stratejisinin verimliliği ve kullanıcının batarya durumu hakkında doğru bir şekilde bilgilendirilmesi bakımından önemlidir.
- GRU'nun sürüş çevrimi esnasında anlık hata değerlerindeki sapmalar oldukça yüksektir. Bu kullanıcının yanlış bilgilendirilmesi ve menzil endişesinin artmasına neden olacaktır.
- Özellikle LFP pilin orta BŞD bölgesinde farklı voltaj karakteristiğine sahip olması GRU'nun tüm BŞD aralığı için etkili bir öğrenme gerçekleştirmesini zorlaştırmıştır ve diğer pil kimyaları için elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldığında tahmin performansı daha düşük kalmıştır.
- GRU'nun en önemli dezavantajı pilin iç dinamiklerine ait bir yorumlama becerisinin olmamasıdır. Uzun süreli kullanımlarda bataryanın davranışını doğru bir şekilde tahmin edebilmesi için pilin maruz kalabileceği olası tüm çalışma şartlarının ağa öğretilmesi gerekir. Bu ise hesaplama maliyetini arttırmaktadır.
- Kalman Filtresi yaklaşımında pilin davranışını etkileyen sıcaklık, yaşlanma gibi faktörler modele kolayca entegre edilebilmektedir. Ayrıca modelin oluşturulması için gerekli test yükü daha azdır. Kalman Filtresinin bir diğer önemli avantajı ise bir önceki zaman adımına ait bilgileri kullanarak tahmin gerçekleştirebilmesidir. Bu, BYS'lerde bataryaya ait tüm geçmiş verilerin depolanması ihtiyacını ortadan kaldırarak veri depolama yükünü azaltmaktadır.

Yukarıda belirtilen tüm durumlar ve elde edilen sonuçlar dikkate alındığında hibrit ve elektrikli araçlar bataryalarının BŞD tahmini için en başarılı ve verimli yöntem Kokusuz Kalman Filtresi'dir.

Bu çalışma sıcaklık, yaşlanma etkisi gibi pil davranışına etki eden diğer faktörler dikkate alınmadan gerçekleştirilmiştir. Sıcaklık etkisi, yaşlanma durumu ve pillerin bir batarya paketi içerisinde birlikte çalışma durumunun sonuçları etkileyebileceğine dikkat edilmelidir.

KAYNAKLAR

- Abaspour, M., Pattipati, K. R., Shahrrava, B., Balasingam, B. (2022). Robust Approach to Battery Equivalent-Circuit-Model Parameter Extraction Using Electrochemical Impedance Spectroscopy. *Energies*, 15(23). <https://doi.org/10.3390/en15239251>
- Ali, M. U., Zafar, A., Nengroo, S. H., Hussain, S., Alvi, M. J., Kim, H. J. (2019). *Towards a smarter battery management system for electric vehicle applications: A critical review of lithium-ion battery state of charge estimation*. *Energies* (C. 12). <https://doi.org/10.3390/en12030446>
- Anseán, D., García, V. M., González, M., Viera, J. C., Blanco, C., Antuña, J. L. (2014). DC internal resistance during charge: Analysis and study on LiFePO₄ batteries. *2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition, EVS 2014*, 1–11. <https://doi.org/10.1109/EVS.2013.6914746>
- Ashok, B., Kannan, C., Mason, B., Ashok, S. D., Indragandhi, V., Patel, D., Kavitha, C. (2022). Towards Safer and Smarter Design for Lithium-Ion-Battery-Powered Electric Vehicles: A Comprehensive Review on Control Strategy Architecture of Battery Management System. *Energies*, 15(12). <https://doi.org/10.3390/en15124227>
- Barman, P., Dutta, L., Azzopardi, B. (2023). Electric Vehicle Battery Supply Chain and Critical Materials: A Brief Survey of State of the Art. *Energies*, 16(8). <https://doi.org/10.3390/en16083369>
- Bouzaid, S., Laadissi, E. M., Ennawaoui, C., Mehdi Loualid, E., Mossaddek, M., El Ballouti, A. (2022). Lithium-ion battery modeling using dynamic models. *Materials Today: Proceedings*, 66, 5–10. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.02.042>
- Camargos, P. H., dos Santos, P. H. J., dos Santos, I. R., Ribeiro, G. S., Caetano, R. E. (2022). Perspectives on Li-ion battery categories for electric vehicle applications: A review of state of the art. *International Journal of Energy Research*, 46(13), 19258–19268. <https://doi.org/10.1002/er.7993>
- Campagna, N., Castiglia, V., Miceli, R., Mastromauro, R. A., Spataro, C., Trapanese, M., Viola, F. (2020). Battery models for battery powered applications: A comparative study. *Energies*, 13(15). <https://doi.org/10.3390/en13164085>
- Chandran, V., Patil, C. K., Karthick, A., Ganeshaperumal, D., Rahim, R., Ghosh, A. (2021). State of charge estimation of lithium-ion battery for electric vehicles using machine learning algorithms. *World Electric Vehicle Journal*, 12(1). <https://doi.org/10.3390/wevj12010038>
- Chang, W.-Y. (2013). The State of Charge Estimating Methods for Battery: A Review. *ISRN Applied Mathematics*, 2013(1), 1–7. <https://doi.org/10.1155/2013/953792>
- Charkhgard, M., Farrokhi, M. (2010). State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57(12), 4178–4187. <https://doi.org/10.1109/TIE.2010.2043035>
- Chen, J., Zhang, Y., Wu, J., Cheng, W., Zhu, Q. (2023). SOC estimation for lithium-ion battery using the LSTM-RNN with extended input and constrained output. *Energy*, 262(April 2022). <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.125375>
- Chen, Y., Kang, Y., Zhao, Y., Wang, L., Liu, J., Li, Y., Li, B. (2021). A review of lithium-ion battery safety concerns: The issues, strategies, and testing standards. *Journal of Energy Chemistry*, 59, 83–99. <https://doi.org/10.1016/j.jechem.2020.10.017>
- Chung, D. W., Ko, J. H., Yoon, K. Y. (2022). State-of-Charge Estimation of Lithium-ion Batteries Using LSTM Deep Learning Method. *Journal of Electrical Engineering*

- and Technology*, 17(3), 1931–1945. <https://doi.org/10.1007/s42835-021-00954-8>
- Danko, M., Adamec, J., Taraba, M., Drgona, P. (2019). Overview of batteries State of Charge estimation methods. *Transportation Research Procedia*, 40, 186–192. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.07.029>
- Daowd, M., Omar, N., Verbrugge, B., Van Den Bossche, P., Van Mierlo, J. (2010). Battery models parameter estimation based on Matlab/Simulink®. *EVS 2010 - Sustainable Mobility Revolution: 25th World Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition*, 2(C).
- Dini, P., Colicelli, A., Saponara, S. (2024). Review on Modeling and SOC/SOH Estimation of Batteries for Automotive Applications. *Batteries*, 10(1). <https://doi.org/10.3390/batteries10010034>
- Duan, J., Tang, X., Dai, H., Yang, Y., Wu, W., Wei, X., Huang, Y. (2020). *Building Safe Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles: A Review*. *Electrochemical Energy Reviews* (C. 3). Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/s41918-019-00060-4>
- Ehsani, M., Gao, Y., Longo, S., Ebarhimi, K. M. (2018). *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles* (3. baskı).
- El Fallah, S., Kharbach, J., Hammouch, Z., Rezzouk, A., Ouazzani Jamil, M. (2023). State of charge estimation of an electric vehicle's battery using Deep Neural Networks: Simulation and experimental results. *Journal of Energy Storage*, 62, 106904. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.106904>
- Espedal, I. B., Jinasena, A., Burheim, O. S., Lamb, J. J. (2021). Current trends for state-of-charge (SoC) estimation in lithium-ion battery electric vehicles. *Energies*, 14(11). <https://doi.org/10.3390/en14113284>
- Falconi, A. (2016). Electrochemical Li-ion battery modeling for electric vehicles. Thesis, Communauté Université Grenoble Alpes.
- Fan, C., Li, X., Canova, M. (2018). A Reduced-Order Electrochemical Model of Li-ion Batteries for Control and Estimation Applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67(1). <https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2738780>
- Fotouhi, A., Auger, D. J., Propp, K., Longo, S., Wild, M. (2016). A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium-Sulphur. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 1008–1021. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.009>
- Gabbar, H. A., Othman, A. M., Abdussami, M. R. (2021). Review of Battery Management Systems (BMS) Development and Industrial Standards. *Technologies*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/technologies9020028>
- Geng, Y., Pang, H., Liu, X. (2022). State-of-charge estimation for lithium-ion battery based on PNGV model and particle filter algorithm. *Journal of Power Electronics*, 22(7), 1154–1164. <https://doi.org/10.1007/s43236-022-00422-0>
- George, G. A., Chacko, F. M., Prince, A., Jayan, M. V. (2021). Integrated fuzzy-based modular cell balancing using mono circuitry for electric vehicle applications. *Electrical Engineering*, 103(1), 153–165. <https://doi.org/10.1007/s00202-020-01068-6>
- Guo, S., Ma, L. (2023). A comparative study of different deep learning algorithms for lithium-ion batteries on state-of-charge estimation. *Energy*, 263(PC), 125872. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.125872>
- Hamid, M., Hamid, M., Koziollek, T., Schmid, D., Xie, J. (2023). Deep learning with Hyperparameter optimisation for SOC estimation of LFP cells.

- Hannan, M. A., Al-Shetwi, A. Q., Begum, R. A., Young, S. E., Hoque, M. M., Ker, P. J., Alzaareer, K. (2020). The value of thermal management control strategies for battery energy storage in grid decarbonization: Issues and recommendations. *Journal of Cleaner Production*, 276, 124223. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124223>
- Hannan, M. A., Lipu, M. S. H., Hussain, A., Mohamed, A. (2017). A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78(May), 834–854. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.001>
- Hasan, M. K., Mahmud, M., Ahasan Habib, A. K. M., Motakabber, S. M. A., & Islam, S. (2021). Review of electric vehicle energy storage and management system: Standards, issues, and challenges. *Journal of Energy Storage*, 41(July), 102940. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102940>
- He, H., Xiong, R., Guo, H., Li, S. (2012). Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles. *Energy Conversion and Management*, 64, 113–121. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2012.04.014>
- How, D. N. T., Hannan, M. A., Lipu, M. S. H., Sahari, K. S. M., Ker, P. J., Muttaqi, K. M. (2020). State-of-Charge Estimation of Li-Ion Battery in Electric Vehicles: A Deep Neural Network Approach. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(5), 5565–5574. <https://doi.org/10.1109/TIA.2020.3004294>
- Hu, X., Feng, F., Liu, K., Zhang, L., Xie, J., Liu, B. (2019). State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 114(April), 109334. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109334>
- Hu, X., Li, S., Peng, H. (2012). A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 198, 359–367. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.10.013>
- Huang, K., Wang, Y., Feng, J. (2020). Research on equivalent circuit Model of Lithium-ion battery for electric vehicles. *Proceedings - 2020 3rd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing, WCMEIM 2020*, 492–496. <https://doi.org/10.1109/WCMEIM52463.2020.00109>
- Huang, W., Feng, X., Han, X., Zhang, W., Jiang, F. (2021). Questions and Answers Relating to Lithium-Ion Battery Safety Issues. *Cell Reports Physical Science*, 2(1), 100285. <https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2020.100285>
- Huo, Y. T., Hu, W., Li, Z., Rao, Z. (2020). Research on parameter identification and state of charge estimation of improved equivalent circuit model of Li-ion battery based on temperature effects for battery thermal management. *International Journal of Energy Research*, 44(14), 11583–11596. <https://doi.org/10.1002/er.5784>
- Husain, I. (2021). *Electric and Hybrid Vehicles Design Fundamentals* (Third). CRC press.
- INEEL. (2001). PNGV Battery Test Manual.
- Jackey, Robyn, Saginaw, Michael, Sanghvi, Pravesh, Gazzarri, J. (2013). Battery Model Parameter Estimation Using a Layered Technique. *SAE Technical Paper*, 1–14. <https://doi.org/10.4271/2013-01-1547>
- Kanevskii, L. S., Dubasova, V. S. (2005). Degradation of lithium-ion batteries and how to fight it: A review. *Elektrokhimiya*, 41(1), 3–19. <https://doi.org/10.1007/s11175-005-0042-y>
- Karamangil, M. İ., Sürmen, A., Tekin, M. (2023). Elektrikli Araçlarda Batarya Yangınlarına Genel Bakış. *Uluslararası Yakıtlar Yanma Ve Yangın Dergisi*, 11(1),

- 29–40. <https://doi.org/10.52702/fce.1224612>
- Khajepur, A. (2014). *Electric and Hybrid Vehicles Technologies, Modeling and Control: A Mechatronic Approach*. Wiley.
- Lai, X., Zheng, Y., Zhou, L., Gao, W. (2018). Electrical behavior of overdischarge-induced internal short circuit in lithium-ion cells. *Electrochimica Acta*, 278, 245–254. <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2018.05.048>
- Lee, J., Won, J. (2023). Enhanced Coulomb Counting Method for SoC and SoH Estimation Based on Coulombic Efficiency. *IEEE Access*, 11(February), 15449–15459. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3244801>
- Lelie, M., Braun, T., Knips, M., Nordmann, H., Ringbeck, F., Zappen, H., Sauer, D. U. (2018). Battery management system hardware concepts: An overview. *Applied Sciences (Switzerland)*, 8(4). <https://doi.org/10.3390/app8040534>
- Li, B., Bei, S. (2019). Estimation algorithm research for lithium battery SOC in electric vehicles based on adaptive unscented Kalman filter. *Neural Computing and Applications*, 31(12), 8171–8183. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3901-7>
- Li, C., Xiao, F., Fan, Y. (2019). An approach to state of charge estimation of lithium-ion batteries based on recurrent neural networks with gated recurrent unit. *Energies*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/en12091592>
- Lipu, M. S. H., Hannan, M. A., Hussain, A., Hoque, M. M., Ker, P. J., Saad, M. H. M., Ayob, A. (2018). A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations. *Journal of Cleaner Production*, 205, 115–133. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.09.065>
- Lipu, M. S. H., Hannan, M. A., Karim, T. F., Hussain, A., Saad, M. H. M., Ayob, A., Indra Mahlia, T. M. (2021). Intelligent algorithms and control strategies for battery management system in electric vehicles: Progress, challenges and future outlook. *Journal of Cleaner Production*, 292. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126044>
- Liu, K., Gao, Y., Zhu, C., Li, K., Fei, M., Peng, C., Han, Q. L. (2022). Electrochemical modeling and parameterization towards control-oriented management of lithium-ion batteries. *Control Engineering Practice*, 124(April), 105176. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2022.105176>
- Liu, K., Li, K., Peng, Q., Zhang, C. (2019). A brief review on key technologies in the battery management system of electric vehicles. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 14(1), 47–64. <https://doi.org/10.1007/s11465-018-0516-8>
- Liu, Placke, T., Chau, K. T. (2022). Overview of batteries and battery management for electric vehicles. *Energy Reports*, 8, 4058–4084. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.03.016>
- Liu, W. (2017). *Hybrid Electric Vehicle System Modeling. Hybrid Electric Vehicle System Modeling and Control*. <https://doi.org/10.1002/9781119278924.ch3>
- Ma, L., Hu, C., Cheng, F. (2021). State of Charge and State of Energy Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on a Long Short-Term Memory Neural Network. *Journal of Energy Storage*, 37(February). <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102440>
- Madani, S. S., Schaltz, E., Kær, S. K. (2018). A Review of Different Electric Equivalent Circuit Models and Parameter Identification Methods of Lithium-Ion Batteries. *ECS Transactions*, 87(1), 23–37. <https://doi.org/10.1149/08701.0023ecst>
- Meng, J., Ricco, M., Luo, G., Swierczynski, M., Stroe, D. I., Stroe, A. I., & Teodorescu, R. (2018). An Overview and Comparison of Online Implementable SOC Estimation

- Methods for Lithium-Ion Battery. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 54(2), 1583–1591. <https://doi.org/10.1109/TIA.2017.2775179>
- Miao, Y., Hynan, P., Von Jouanne, A., Yokochi, A. (2019). Current li-ion battery technologies in electric vehicles and opportunities for advancements. *Energies*, 12(6), 1–20. <https://doi.org/10.3390/en12061074>
- Miniguano, H., Barrado, A., Lazaro, A., Zumel, P., Fernandez, C. (2020). General parameter identification procedure and comparative study of Li-Ion battery models. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(1), 235–245. <https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2952970>
- Mohammadi, F. (2022). Lithium-ion battery State-of-Charge estimation based on an improved Coulomb-Counting algorithm and uncertainty evaluation. *Journal of Energy Storage*, 48(November 2021), 104061. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104061>
- Movassagh, K., Raihan, S. A., Balasingam, B. (2019). Performance analysis of coulomb counting approach for state of charge estimation. *2019 IEEE Electrical Power and Energy Conference, EPEC 2019*, 3(0), 1–6. <https://doi.org/10.1109/EPEC47565.2019.9074781>
- Muratoğlu, Y. (2017). *Elektrikli Araçlarda Kullanılan Lityum İyon Pillerin Şarj Durumlarının Koksuz Kalman Filtresi ile Kestirilmesi*. Mersin Üniversitesi.
- Nejad, S., Gladwin, D. T., Stone, D. A. (2016). A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery states. *Journal of Power Sources*, 316, 183–196. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.03.042>
- Nikolian, A., Hoog, J. De, Fleurbay, K., Timmermans, J., Bossche, P. Van De, Mierlo, J. Van. (2014). Classification of Electric modelling and Characterization methods of Lithium-ion Batteries for Vehicle Applications. *European Electric Vehicle Congress (EEVC)*, (December), 1–15.
- Omariba, Z. B., Zhang, L., Sun, D. (2018). Review on health management system for lithium-ion batteries of electric vehicles. *Electronics (Switzerland)*, 7(5), 1–26. <https://doi.org/10.3390/electronics7050072>
- Pang, H., Mou, L. J., Guo, L. (2019). Parameter identification and state-of-charge estimation approach for enhanced lithium-ion battery equivalent circuit model considering influence of ambient temperatures. *Chinese Physics B*, 28(10). <https://doi.org/10.1088/1674-1056/ab3af5>
- Pistoia, G. (2010) *Electric and Hybrid Vehicles Power Sources, Models Sustainability, Infrastructure and the Market*, Elsevier
- Premkumar, M., Sowmya, R., Sridhar, S., Kumar, C., Abbas, M., Alqahtani, M. S., Nisar, K. S. (2022). State-of-Charge Estimation of Lithium-Ion Battery for Electric Vehicles Using Deep Neural Network. *Computers, Materials and Continua*, 73(3), 6289–6306. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.030490>
- Rezvanizani, S. M., Liu, Z., Chen, Y., Lee, J. (2014). Review and recent advances in battery health monitoring and prognostics technologies for electric vehicle (EV) safety and mobility. *Journal of Power Sources*, 256(June), 110–124. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.01.085>
- Rimsha, Murawwat, S., Gulzar, M. M., Alzahrani, A., Hafeez, G., Khan, F. A., Abed, A. M. (2023). State of charge estimation and error analysis of lithium-ion batteries for electric vehicles using Kalman filter and deep neural network. *Journal of Energy*

- Storage*, 72(PB), 108039. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.108039>
- Rivera-Barrera, J. P., Muñoz-Galeano, N., Sarmiento-Maldonado, H. O. (2017). *Soc estimation for lithium-ion batteries: Review and future challenges. Electronics (Switzerland)* (C. 6). <https://doi.org/10.3390/electronics6040102>
- Ruiz, V., Pfrang, A., Kriston, A., Omar, N., Van den Bossche, P., Boon-Brett, L. (2018). A review of international abuse testing standards and regulations for lithium ion batteries in electric and hybrid electric vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81(April 2017), 1427–1452. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.195>
- Saldaña, G., Martín, J. I. S., Zamora, I., Asensio, F. J., Oñederra, O. (2019). Analysis of the current electric battery models for electric vehicle simulation. *Energies*, 12(14). <https://doi.org/10.3390/en12142750>
- Salgado, R. M., Danzi, F., Oliveira, J. E., El-Azab, A., Camanho, P. P., Braga, M. H. (2021). The latest trends in electric vehicles batteries. *Molecules*, 26(11), 1–41. <https://doi.org/10.3390/molecules26113188>
- Sarbu, N. A., Petreus, D. (2022). State of Charge Estimation of Li-Ion Batteries using Artificial Neural Networks. *Proceedings of the International Spring Seminar on Electronics Technology*, 2022-May, 1–8. <https://doi.org/10.1109/ISSE54558.2022.9812815>
- Sesidhar, D. V. S. R., Badachi, C., & Green, R. C. (2023). A review on data-driven SOC estimation with Li-Ion batteries: Implementation methods & future aspirations. *Journal of Energy Storage*, 72(PC), 108420. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.108420>
- Shahid, S., Agelin-Chaab, M. (2022). A review of thermal runaway prevention and mitigation strategies for lithium-ion batteries. *Energy Conversion and Management: X*, 16(October), 100310. <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2022.100310>
- Shen, J., Zhang, Z., Shen, S., Zhang, Y., Chen, Z., Liu, Y. (2024). Accurate state of temperature estimation for Lithium-Ion batteries based on square root cubature Kalman filter. *Applied Thermal Engineering*, 242(November 2023), 122452. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.122452>
- Shete, S., Jog, P., Kumawat, R. K., Palwalia, D. K. (2022). Battery Management System for SOC Estimation of Lithium-Ion Battery in Electric Vehicle: A Review. *2021 6th IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering, ICRAIE 2021*, 2021. <https://doi.org/10.1109/ICRAIE52900.2021.9703752>
- Shrivastava, P., Soon, T. K., Idris, M. Y. I. Bin, Mekhilef, S. (2019). Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 113(June), 109233. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.06.040>
- Shu, X., Shen, S., Shen, J., Zhang, Y., Li, G., Chen, Z., Liu, Y. G. (2022). Protocol for state-of-health prediction of lithium-ion batteries based on machine learning. *STAR Protocols*, 3(2), 101272. <https://doi.org/10.1016/j.xpro.2022.101272>
- Tamilselvi, S., Gunasundari, S., Karuppiah, N., Razak Rk, A., Madhusudan, S., Nagarajan, V. M., Afzal, A. (2021). A review on battery modelling techniques. *Sustainability (Switzerland)*, 13(18), 1–26. <https://doi.org/10.3390/su131810042>
- Tian, J., Chen, C., Shen, W., Sun, F., Xiong, R. (2023). Deep Learning Framework for Lithium-ion Battery State of Charge Estimation: Recent Advances and Future Perspectives. *Energy Storage Materials*, 61(5), 102883.

<https://doi.org/10.1016/j.ensm.2023.102883>

- Tomasov, M., Kajanova, M., Bracinik, P., Motyka, D. (2019). Overview of battery models for sustainable power and transport applications. *Transportation Research Procedia*, 40, 548–555. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.07.079>
- Tran, M.-K., DaCosta, A., Mevawalla, A., Panchal, S., Fowler, M. (2021). Comparative Study of Equivalent Circuit Models Performance. *Batteries*, 7(3)(51). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/batteries7030051>
- Ungurean, L., Cârstoiu, G., Micea, M. V., Groza, V. (2017). Battery state of health estimation: a structured review of models, methods and commercial devices. *International Journal of Energy Research*, 41(2), 151–181. <https://doi.org/10.1002/er.3598>
- URL 1. <https://www.mpoweruk.com/chemistries.htm#sei> (Erişim tarihi: 03.01.2023)
- URL 2: <https://www.mathworks.com/help/control/ug/extended-and-unscented-kalman-filter-algorithms-for-online-state-estimation.html#bvgiw03> (Erişim tarihi: 12.03.2023)
- URL 3: <https://www.mathworks.com/help/control/ug/nonlinear-state-estimation-of-a-degrading-battery-system.html> (Erişim Tarihi: 23.05.2023)
- Wang, Q., Mao, B., Stoliarov, S. I., Sun, J. (2019). A review of lithium ion battery failure mechanisms and fire prevention strategies. *Progress in Energy and Combustion Science*, 73, 95–131. <https://doi.org/10.1016/j.pecs.2019.03.002>
- Wang, Y., Tian, J., Sun, Z., Wang, L., Xu, R., Li, M., Chen, Z. (2020). A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 131(March), 110015. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110015>
- Watrin, N., Blunier, B., Miraoui, A. (2012). Review of adaptive systems for lithium batteries state-of-charge and state-of-health estimation. *2012 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, ITEC 2012*, (3). <https://doi.org/10.1109/ITEC.2012.6243437>
- Wu, M., Qin, L., Wu, G. (2022). State of power estimation of power lithium-ion battery based on an equivalent circuit model. *Journal of Energy Storage*, 51(March), 104538. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104538>
- Xie, S., Zhang, X., Bai, W., Guo, A., Li, W., Wang, R. (2023). State-of-Charge Estimation of Lithium-Ion Battery Based on an Improved Dual-Polarization Model. *Energy Technology*, 2201364, 1–10. <https://doi.org/10.1002/ente.202201364>
- Xiong, R., Cao, J., Yu, Q., He, H., Sun, F. (2017). Critical Review on the Battery State of Charge Estimation Methods for Electric Vehicles. *IEEE Access*, 6, 1832–1843. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2780258>
- Xu, J. Y., Ma, J., Zhao, X., Chen, H., Xu, B., Wu, X. Q. (2020). Detection technology for battery safety in electric vehicles: A review. *Energies*, 13(18). <https://doi.org/10.3390/en13184636>
- Yao, L., Xu, S., Tang, A., Zhou, F., Hou, J., Xiao, Y., Fu, Z. (2021). A review of lithium-ion battery state of health estimation and prediction methods. *World Electric Vehicle Journal*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/wevj12030113>
- Yoshino, A. (2022). The Lithium-ion Battery: Two Breakthroughs in Development and Two Reasons for the Nobel Prize. *Bulletin of the Chemical Society of Japan*, 95(1), 195–197. <https://doi.org/10.1246/bcsj.20210338>
- Zeng, X., Li, M., Abd El-Hady, D., Alshitari, W., Al-Bogami, A. S., Lu, J., Amine, K. (2019). Commercialization of Lithium Battery Technologies for Electric Vehicles.

- Advanced Energy Materials*, 9(27), 1–25. <https://doi.org/10.1002/aenm.201900161>
- Zhang, C., Li, K., McLoone, S., Yang, Z. (2014). Battery modelling methods for electric vehicles - A review. *2014 European Control Conference, ECC 2014*, (January 2018), 2673–2678. <https://doi.org/10.1109/ECC.2014.6862541>
- Zhang, X., Zhang, W., Lei, G. (2016). A review of li-ion battery equivalent circuit models. *Transactions on Electrical and Electronic Materials*, 17(6), 311–316. <https://doi.org/10.4313/TEEM.2016.17.6.311>
- Zhang, Z., Li, Y., Wang, H., Lu, L., Han, X., Li, D., Ouyang, M. (2024) A comparative study of the LiFePO₄ battery voltage models under grid energy storage operation, *Journal of Energy Storage*, Volume 75. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109696>.
- Zheng, Y., Ouyang, M., Han, X., Lu, L., Li, J. (2018). Investigating the error sources of the online state of charge estimation methods for lithium-ion batteries in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 377(August 2017), 161–188. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.11.094>
- Zhou, J., Xing, B., Wang, C. (2020). A review of lithium ion batteries electrochemical models for electric vehicles. *E3S Web of Conferences*. <https://doi.org/10.3390/pr9091685>
- Zhou, L., Lai, X., Li, B., Yao, Y., Yuan, M., Weng, J., Zheng, Y. (2023). State Estimation Models of Lithium-Ion Batteries for Battery Management System: Status, Challenges, and Future Trends. *Batteries*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/batteries9020131>
- Zhou, W., Zheng, Y., Pan, Z., Lu, Q. (2021). Review on the battery model and SOC estimation method. *Processes*, 9(9). <https://doi.org/10.3390/pr9091685>
- Zhu, Q., Xu, M., Liu, W., Zheng, M. (2019). A state of charge estimation method for lithium-ion batteries based on fractional order adaptive extended kalman filter. *Energy*, 187, 115880. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.115880>

EKLER

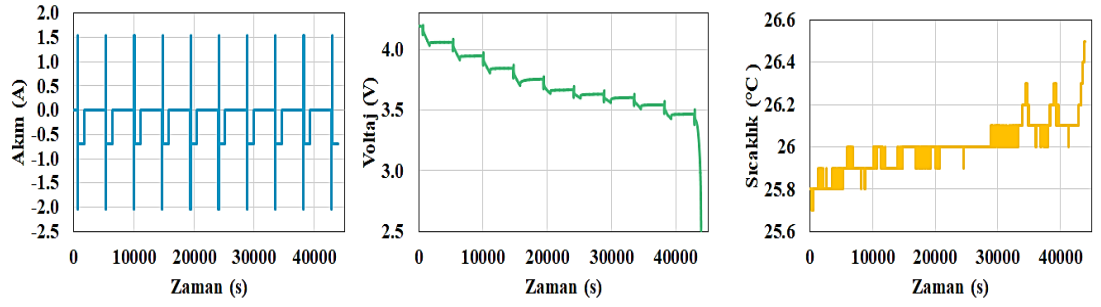
EK 1. Literatür Taraması Özetleri

Referans	Pil kimyası	Pil modeli	Yöntem	Test profili	Performans
Yurtiçi Lisansüstü Tez çalışmaları					
Muratoğlu (2017)	NCA	DP	GKF	Sabit akım deşarj testleri (farklı sıcaklıklarda)	7,25e-9 MSE
			KKF		3,08e-9 MSE
Dişçi (2018)	-	DP	GKF	HPPC, FUDS	-
			Adaptif GKF		
Özay (2019)	NMC	DP	GKF	HPPC, WLTP	-
Bostan (2019)	-	DP	GKF	HPPC, WLTP	% 1 MAX
			KKF		% 0,5 MAX
Çelik (2020)	-	DP	PID kont. GKF	HPPC, WLTP	% 3 MAX
Uluslararası Yayınlar					
He vd. (2013)	-	Thevenin	GKF	HPPC, BJDC	% 4,42 MAE
			KKF		% 1,66 MAE
Zheng vd. (2019)	NMC	DP	GKF	DST, BJDST	% 2,60 ortalama bağıl hata
			Dual Adaptif GKF		% 0,88 ortalama bağıl hata
Zhu vd. (2019)	NMC	DP	FO-AGKF	HWFET, UDDS	% 2,85 MAX
	NCA				% 3,15 MAX
Yang vd. (2020)	NCA	DP	GKF	NEDC, UDDS	< %5 MAX

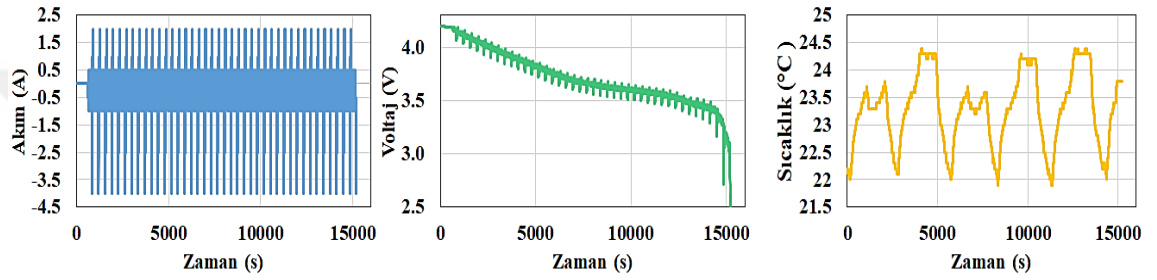
Zhang vd. (2021)	-	Thevenin	AGKF	Sabit akım şarj ve deşarj testleri, DST	% 2,10 MAX
Muratoğlu ve Alkaya (2023)	LTO	DP	GKF	Darbe deşarj akımı	% 6,49 MAPE
			SPKF		% 2,90 MAPE
Chemali vd. (2018)	NCA	-	DNN	-	25 °C için %2,38 MAX, %0,61 MAE, %0,78 RMSE,
How vd. (2020)	NMC	-	DNN	BJDST, FUDS, US06, DST (farklı sıcaklıklarda)	%0,13 MSE, %3,68 RMSE
Sarbu ve Petreus (2022)	NCA	-	DNN	UDDS, LA92, US06, rastgele karma çevrimi (-20°C, -10°C, 0°C, 10°C ve 25°C)	25 °C için % 6,4146 MAX, % 1,6135 MSE, % 1,0089 MAE
Premkumar vd. (2022)	NMC	-	DNN	LA92, US06, BJDST, UDDS, FUDS, DST, HWFET (25,10,0,-10 °C)	< 5% MAX
Li vd. (2019)	NCA/NMC	-	GRU	HWFET, LA92, UDDS, US06 (0°C, 10°C ve 25°C)	% 0,86 MAE
Lyu vd. (2020)	NMC	-	GRU	BJDST,	% 2,1 MAE
			LSTM	FUDS, US06,	% 3,2 MAE
			RNN	DST, IOCV	% 6,1 MAE

Sassi vd. (2019)	-	Thevenin	KKF	CC-CV şarj, karma çevrim	% 1,5 MAE
			FNN		% 3 MAE
Yang vd. (2019)	LFP	-	KKF	DST, FUDS, US06	% 0,36 MAE
			LSTM		% 0,84 MAE
Dao vd. (2021)	NCA	Thevenin	GKF	Sabit akım şarj/deşarj testleri	% 2,8 MAX
			ANN		% 2,6 MAX
			GKF+ANN		% 0,9 MAX
Tian vd. (2021)	LFP	-	DNN + KF	CC-CV şarj	% 2,03 MAX
Khan vd. (2022)	NMC	DP	GKF	CC şarj, WLTP	% 0,9721 MAX
			AGKF		% 0,4184 MAX
			SPKF		% 0,94 MAX
			KKF		%0,91 MAX
			SMO		% 29,39 MAX
			LO		%0,0963 MAX
			BPNN		% 46,99 MAX

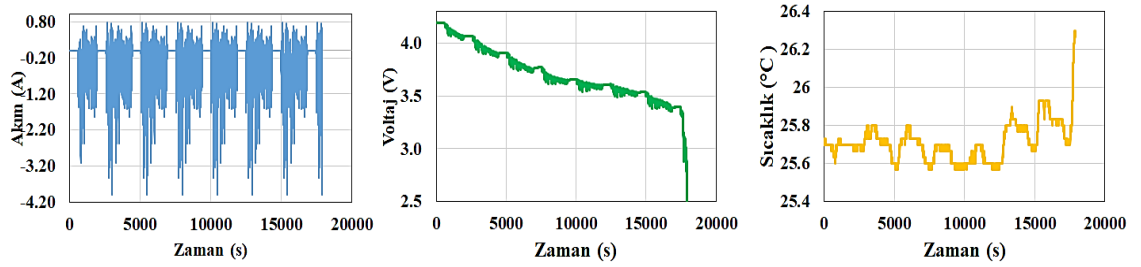
EK 2. NMC, NCA ve LFP pile ait akım, voltaj ve sıcaklık grafikleri



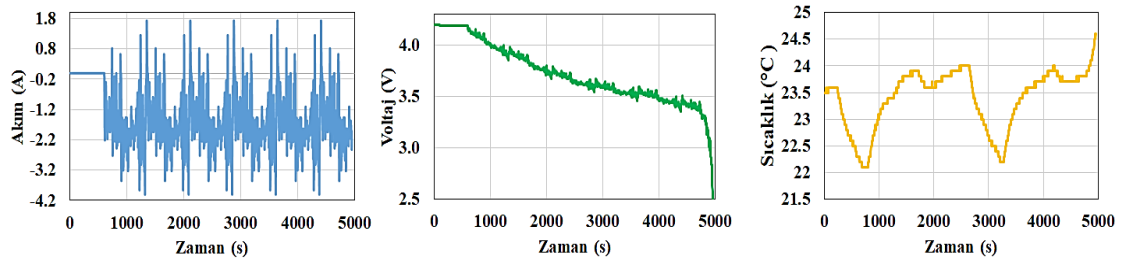
a)



b)

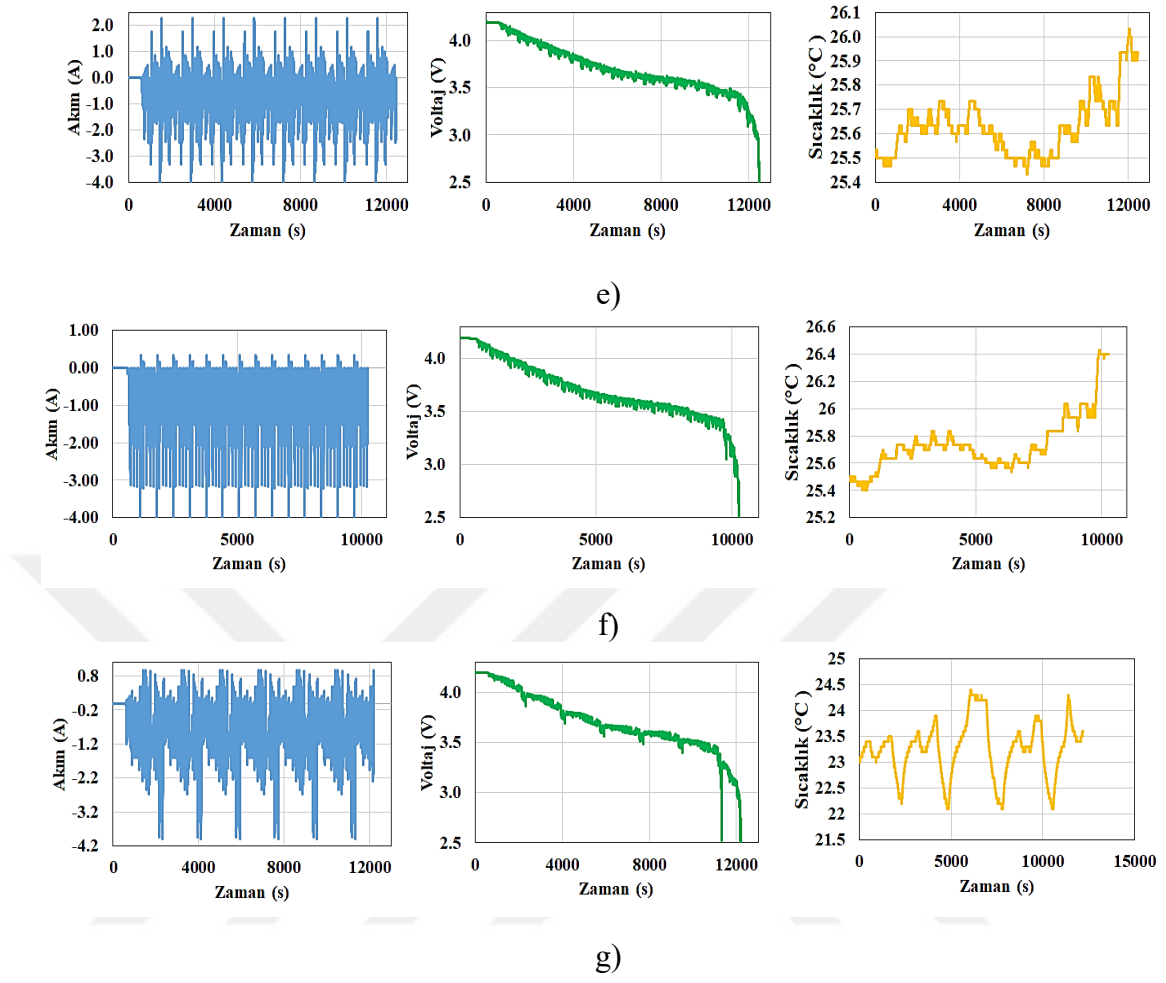


c)

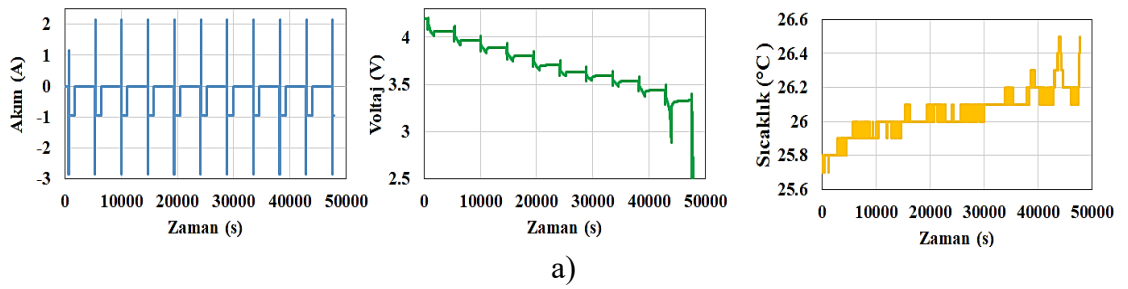


d)

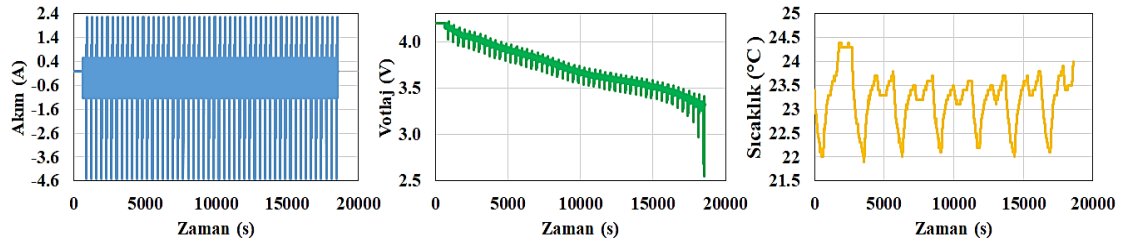
Şekil 1. NMC pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP



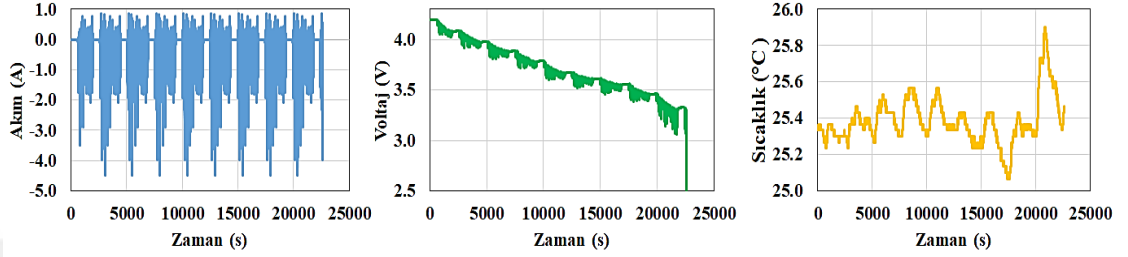
Şekil 1. NMC pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP (devam)



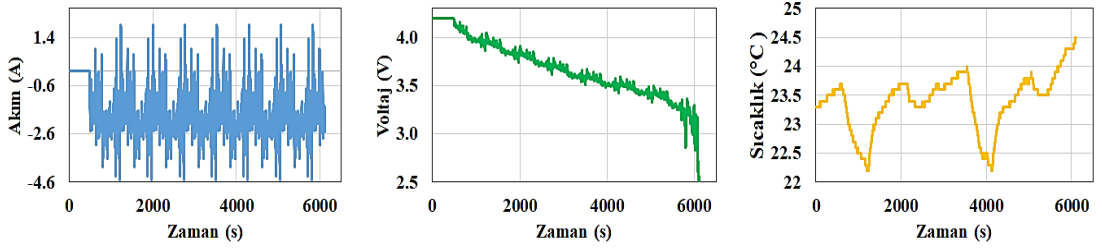
Şekil 2. NCA pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP



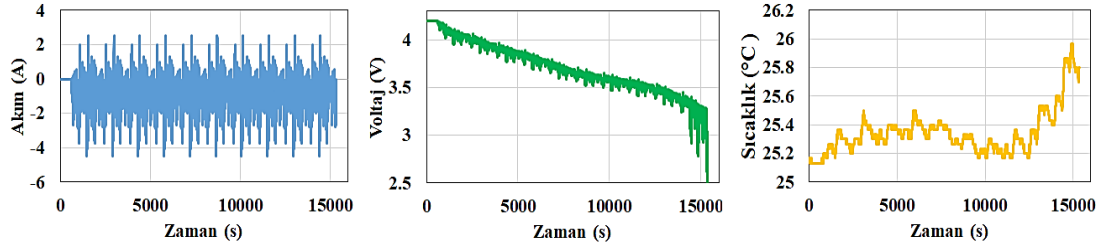
b)



c)

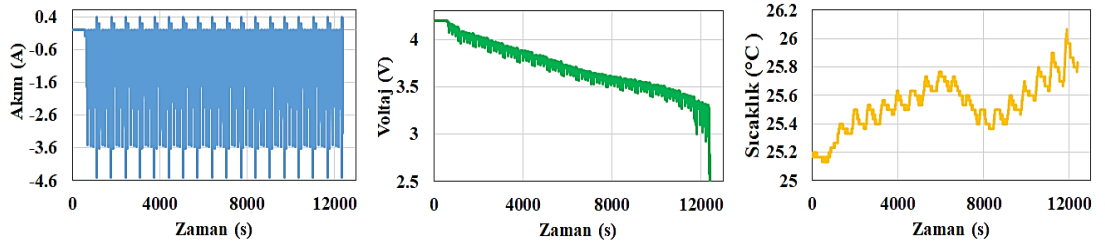


d)

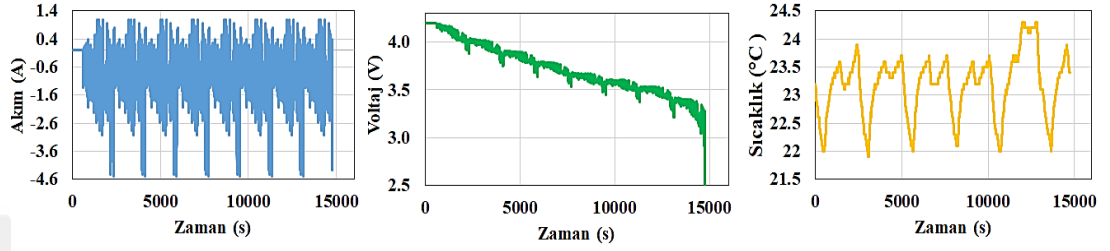


e)

Şekil 2. NCA pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP (devam)

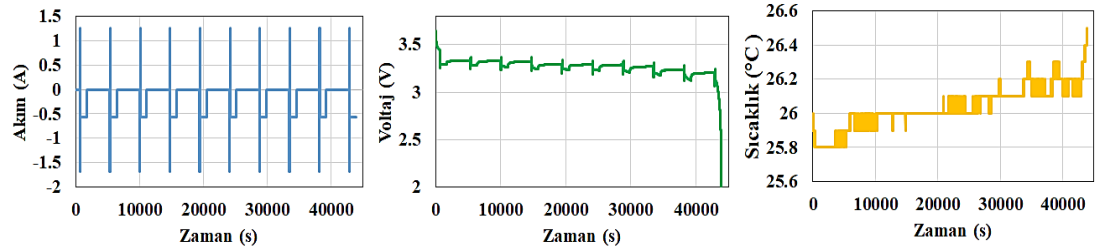


f)

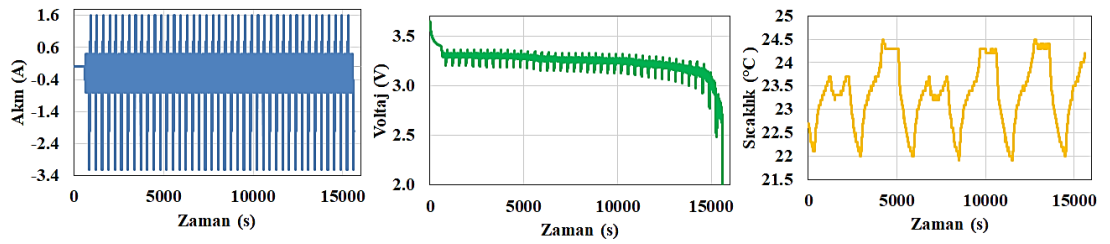


g)

Şekil 2. NCA pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP (devam)

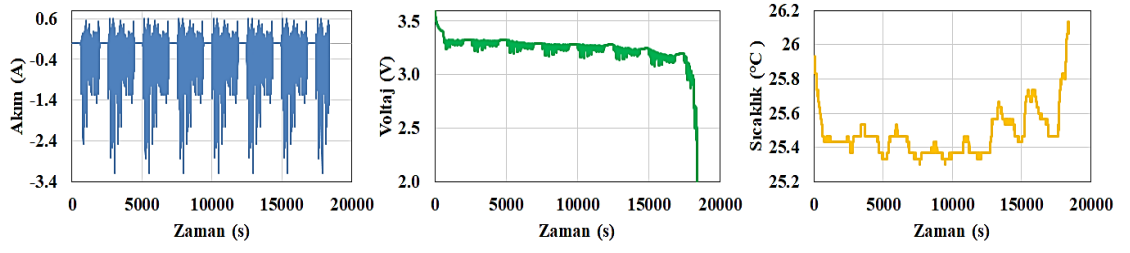


a)

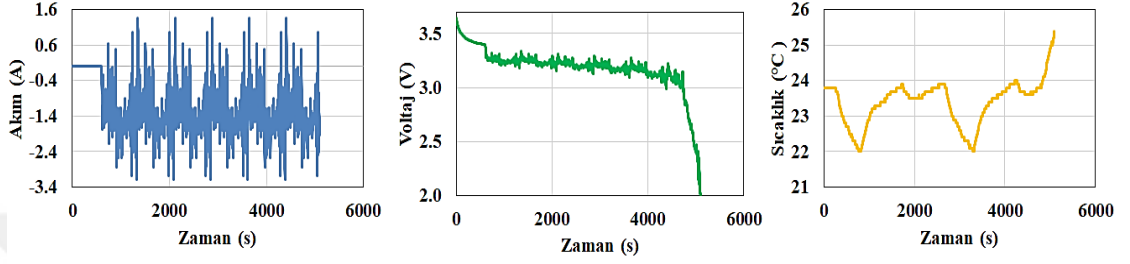


b)

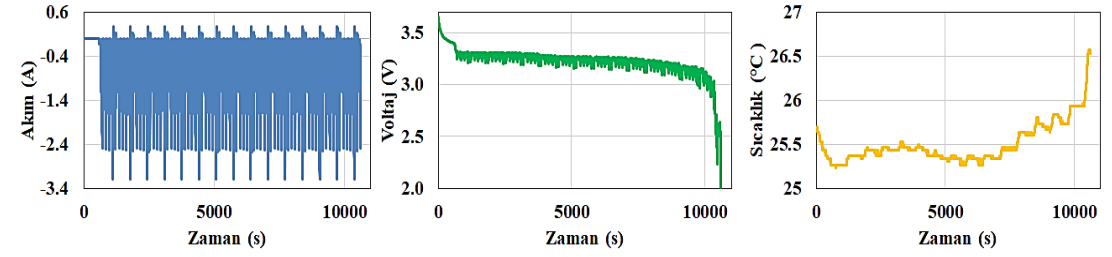
Şekil 3. LFP pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP



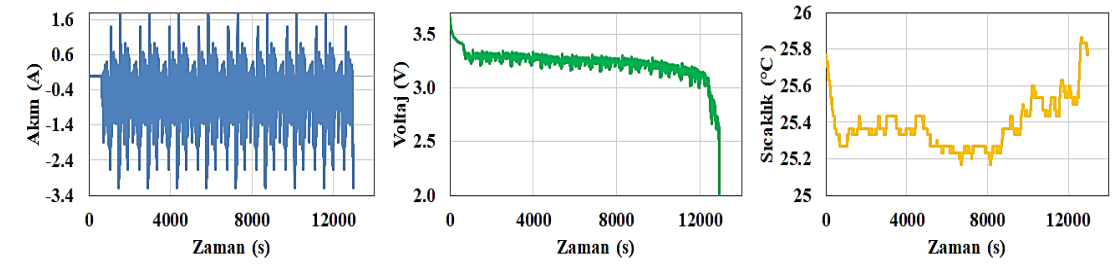
c)



d)

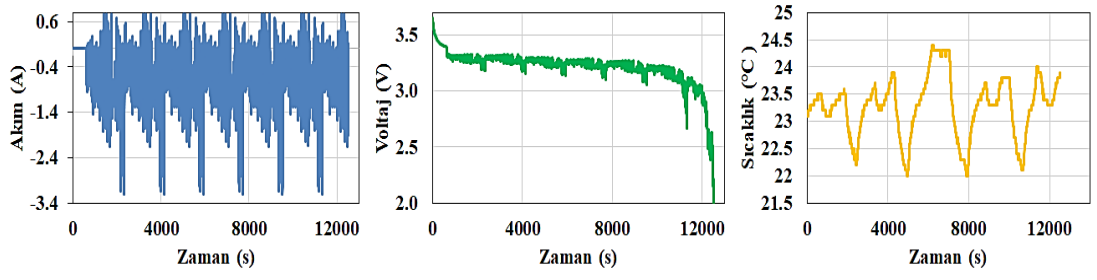


e)



f)

Şekil 3. LFP pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP (devam)



g)

Şekil 3. LFP pile ait deneysel olarak elde edilen akım, voltaj ve sıcaklık profilleri a) HPPC b) DST c) FTP d) HWFET e) LA92 f) JP1015 g) WLTP (devam)