T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

LİTYUM TİTANAT OKSİT BATARYALARIN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA ŞARJ DURUMU TAHMİNİ

İlyas ANDIK

Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Ali UYSAL

MANİSA–2023

İLYAS
ANDIK

LİTYUM TİTANAT OKSİT BATARYALARIN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA ŞARJ DURUMU TAHMİNİ

2023

Tez Sırtı Örneği

TAAHHÜTNAME

Bu tezin Manisa Celal Bayar Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Enerji Sistemleri Mühendisliği Ana Bilim Dalında akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını, tamamen kendi çalışmam olduğunu, her alıntıya kaynak gösterdiğimi, tezin yazımında akademik ve etik kurallara aykırı herhangi bir yapay zeka ve program kullanmadığımı beyan ederim.

İlyas ANDIK

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

İlyas ANDIK
Manisa Celal Bayar Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Enerji Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ali UYSAL

Kullanım amacına ve ihtiyaca göre farklı türleri bulunan lityum tabanlı piller yüksek enerji yoğunlukları ve düşük ağırlıkları ile gelişen teknolojinin ihtiyacına göre gün geçtikçe daha fazla önem kazanmaktadır. Lityum tabanlı piller elektronik cihazlar, medikal uygulamalar, elektrikli araçlar, enerji depolama, havacılık sektörü gibi yaşamımızın birçok alanında kullandığımız cihazlarda enerji depolamak ve bu enerjiden faydalanmak için kullanılırlar. Günümüzün önemli materyallerinden biri olan pillerin, doğrusal olmayan karakteristikleri nedeniyle batarya ömrü, şarj durumu, sağlık durumu takip sistemleri üzerine pek çok çalışma yapılmakta ve farklı metotlar kullanılarak birçok model geliştirilmektedir.

Bu çalışmada, lityum tabanlı pillerin doğru seçiminde bilinmesi gereken pil terminolojisi tanımları ve açıklamaları yapılmaktadır. Şarj edilebilir lityum pillerin gelişim süreçleri, hali hazırda mevcut olan ve henüz geliştirilme aşamasında olan lityum pillerin tanımları, özellikleri, farklı kimyalarından kaynaklanan üstünlükleri ve zayıflıkları anlatılmakta ve özetlenmektedir.

Lityum tabanlı bataryaların verimli, sağlıklı ve güvenilir bir şekilde çalışmasında, pil ömrünün ve performansının optimize edilmesinde ve şarj/deşarj kontrolünün sağlanmasında gerekli olan şarj durumu değerleri için geliştirilen tahmin yöntemlerinin türleri incelenip bu yöntemler tablolar halinde özetlenmektedir.

Lityum titanat oksit pil, oda sıcaklığında farklı deşarj akımlarıyla deşarj edilmektedir. Yapılan deneyler aracılığıyla lityum titanat oksit pilin deşarj edilebilme kapasitesi, akım, gerilim ve sıcaklık değerleri kaydedilmektedir. Yapay sinir ağı metodu kullanılarak lityum titanat oksit pillerin şarj/deşarj stratejileri hakkında bir fikir verecek ve kullanılabilir enerjiyi doğru bir şekilde belirleyecek olan pil şarj değerlerinin, en az hatayla belirlenmesi hedefi gözetilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Lityum titanat oksit pil, pil terminolojisi, şarj durumu tahmin yöntemleri, yapay sinir ağları, lityum tabanlı bataryalar.

2023, 76 sayfa

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

Ilyas ANDIK

Manisa Celal Bayar University
Graduate School of Education
Department of Energy Systems Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Ali UYSAL

Lithium-based batteries, which have different types according to the purpose of use and need, are gaining more and more importance day by day according to the needs of developing technology with their high energy density and low weight. Lithium-based batteries are used to store and benefit from energy in devices we use in many areas of our lives, such as electronic devices, medical applications, electric vehicles, energy storage, and the aviation industry. Due to the non-linear characteristics of batteries, which are one of today's important materials, many studies are carried out on battery life, charge status and health status monitoring systems and many models are developed using different methods.

In this study, definitions and explanations of battery terminology that should be known in the correct selection of lithium-based batteries are made. The development processes of rechargeable lithium batteries, the definitions of existing and still under development lithium batteries, their characteristics, advantages and weaknesses arising from their different chemistries are explain and summarize.

The types of estimation methods developed for the state of charge values required for efficient, healthy, and reliable operation of lithium-based batteries, optimizing their life and performance, and providing charge/discharge control are examined and summarized.

Lithium titanate oxide battery is discharged with different discharge currents at room temperature. Through the experiments, the discharge capacity, current, voltage and temperature values of the lithium titanate oxide battery are recorded. Using the artificial neural network method, the aim is to determine battery charge values, which will give an idea about the charging/discharging strategies of lithium titanate oxide batteries and accurately determine the usable energy, with the least error.

Keywords: Lithium titanate oxide battery, battery terminology, state of charge estimation methods, artificial neural networks, lithium-based batteries.

2023, 76 pages

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu çalışmada farklı türleri bulunan lityum tabanlı pillerin doğru seçiminde bilinmesi gereken pil terminolojisi tanımları ve açıklamaları yapılmış, şarj edilebilir lityum pillerin gelişim süreçleri, lityum pillerin tanımları, özellikleri, farklı kimyalarından kaynaklanan üstünlükleri ve zayıflıkları anlatılmış ve özetlenmiştir. Lityum tabanlı bataryaların şarj durumu değerlerinin tahmini için geliştirilen yöntemlerin türleri incelenmiş ve özetlenmiştir. Lityum titanat oksit batarya farklı deşarj akımlarıyla deşarj edilmiştir. Gerçekleştirilen deneyler neticesinde yapay zeka teknikleri ve bu teknikleri de içinde barındıran hibrit tekniklerle çalışmak isteyen araştırmacılara gerekli olan, elde edilmesi maliyetli ve zaman alan bir veri seti oluşturulmuştur. Lityum titanat oksit bataryanın şarj durumu değerlerini elde etmek için yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır.

Tez çalışmalarım esnasında karşılaştığım zorluklarda yardımlarını esirgemeyen hem ders döneminde hem de tez aşamasındaki anlayışı ile bana destek olan, tecrübeleri ile beni aydınlatan ve kendisini tanımaktan onur duyduğum danışman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ali UYSAL' a, eğitim yaşamımda önemli katkıları olan değerli öğretmenim Sayın Yusuf KAHRAMANLAR'a, öğrenim hayatım boyunca beni maddi ve manevi olarak destekleyen Aileme ve her daim yanımda olan değerli eşim Güler ERGÜN ANDIK'a yürekten teşekkür ederim.

İlyas ANDIK
Manisa, 2023

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	**I**
ABSTRACT	**II**
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	**III**
İÇİNDEKİLER	**IV**
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	**VI**
ŞEKİLLER DİZİNİ	**IX**
TABLOLAR DİZİNİ	**X**
GİRİŞ	**1**
BİRİNCİ BÖLÜM	
LİTERATÜR TARAMASI VE TEZİN AMACI	
1.1. Literatür Taraması	**4**
1.2.Tezin Amacı	**13**
İKİNCİ BÖLÜM	
GENEL BİLGİLER	
2.1. Pil Teknolojisiyle İlgili Kavramlar	**14**
2.2. Lityum Tabanlı Piller	**19**
2.2.1. Lityum İyon Piller	**20**
2.2.2. Lityum Polimer Piller	**23**
2.2.3. Lityum Kobalt Oksit Piller	**24**
2.2.4. Lityum Air Piller	**24**
2.2.5. Lityum Demir Fosfat Piller	**24**
2.2.6. Lityum Nikel Kobalt Alüminyum Piller	**25**
2.2.7. Lityum Nikel Manganez Kobalt Piller	**25**
2.2.8. Lityum Manganez Oksit Piller	**25**
2.2.9. Lityum Titanat Oksit Piller	**25**
2.2.10. Lityum Sülfür Piller	**29**
2.3. Lityum Tabanlı Bataryaların Şarj Durumu Tahmin Yöntemleri	**31**
2.3.1. Geleneksel Yöntemler	**31**
2.3.2. Gözlemci Tabanlı Yöntemler	**33**
2.3.3. Filtre Tabanlı Yöntemler	**34**
2.3.4. Veriye Dayalı Yöntemler	**35**

2.3.5. Diğer Tahmin Yöntemleri **36**
2.3.6. Hibrit Yöntemler **37**
2.4. Yapay Sinir Ağları ve Mimarileri **37**
2.4.1. Yapay Sinir Ağlarında Nöronların İşlevi **40**
2.4.2. Tek Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı **41**
2.4.3. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı **42**
2.4.4. Tekrarlayan veya Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı **43**
2.4.5. Mesh Ağları **43**

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
MATERYAL VE YÖNTEMLER

3.1. Materyal **44**
3.1.1. Lityum Titanat Pil İçin Eşdeğer Devre Modeli **45**
3.1.2. Deney Verilerinin Elde Edilmesi **46**
3.1.3. Matlab Yazılımı **48**
3.2. Yöntemler **49**
3.2.1. Veri Aktarımı **51**
3.2.2. Yapay Sinir Ağının Tasarımı **52**
3.2.3. Yapay Sinir Ağının Eğitimi **55**

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

4.1. Lityum Titanat Oksit Pilin Deşarj Kapasitesi Değişimi **59**
4.2. Eğitim Verileriyle Oluşturulan YSA Grafikleri **64**
4.3. Bağımsız Test Verileriyle Oluşturulan YSA Grafikleri **67**
4.4. Tartışma **69**

BEŞİNCİ BÖLÜM
SONUÇ VE ÖNERİLER

5.1. Sonuç **71**
5.2. Öneriler **72**
KAYNAKÇA **74**

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

ACIM	AC Impedance Method (AC Empedans Yöntemi)
AEKF	Adaptive Extend Kalman Filter
AUKF	Adaptable Unscented Kalman Filter
Ah	Amper Saat
AhIM	Ampere-Hour İntegral Method (Amper-Saat İntegral Yöntemi)
a_1, a_2	İnterpolasyon katsayısı
BI	Bidirectional linear Interpolation (Çift Yönlü Doğrusal Enterpolasyon)
b_1, b_2	İnterpolasyon katsayısı
CO_2	Karbondioksit
C_Q	Nominal kapasite
C_p	Polarizasyon kapasitansı
C Rate	Kapasite Oranı
CKF	Cubature Kalman Filter (Kübik Kalman Filtresi)
c_1, c_2	İnterpolasyon katsayısı
DEM	Discharge Experiment Method (Deşarj Deney Yöntemi)
DL	Deep Learning (Derin Öğrenme)
DOD	Depth of Discharge (Deşarj Derinliği)
ECM	Equivalent Circuit Modeling (Eşdeğer Devre Modeli)
EKF	Extend Kalman Filter (Genişletilmiş Kalman Filtresi)
FL	Fuzzy Logic (Bulanık Mantık)
FLNN	Functional Link Neural Network (Fonksiyonel Bağlantı Sinir Ağı)
HIF	Hardy İnfinity Filter (H ∞ Filtresi)
IIM	İnvariant İmbedding Method (Sabit Yerleştirme Yöntemi)
I_0	Şarj/deşarj akımı
IR	Impulse Response (Dürtü Yanıtı)
IRM	Internal Resistance Method (İç Direnç Yöntemi)
KF	Kalman Filter (Kalman Filtresi)
kW	Kilowatt
kWh	Kilowattsaat
LSTM	Long Short Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
LO	Luenberger Observer (Luenberger Gözlemcisi)

Li-Ion	Lithium İyon
Li-Po	Lithium Polimer
Li -Air	Lithium Air
Li -S	Lithium Sülfür
LFP	Lityum Demir Fosfat
LTO	Lityum Titanat Oksit
LCO	Lityum Kobalt Oksit
LMO	Lityum Manganez Oksit
LiNMC	Lityum Nikel Manganez Kobalt Oksit
LNCA	Lityum Nikel Kobalt Alüminyum Oksit
LiFePo	Lityum Demir Fosfat
$LiCoO_2$	Lityum Kobalt Oksit
$LiMn_2O_4$	Lityum Manganez Oksit
$LiNiO_2$	Lityum Nikel Oksit
$LiPF_6$	Lityum Heksafloro Fosfat
$LiFePO_4$	Lityum Demir Fosfat
LiO_2	Lityum Oksit
MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines
MhA	Meta-heuristics Algorithm (Meta-sezgisel Algoritma)
MBM	Model Based Method (Model Tabanlı Yöntem)
NMC	Nikel Manganez Kobalt Oksit
NCA	Nikel Kobalt Alüminyum Oksit
NiMH	Nikel Metal Hidrit
NiCd	Nikel Kadmiyum
NN	Neural Network (Sinir Ağı)
NLO	Nonlinear Observer (Doğrusal Olmayan Gözlemci)
OCV	Open Circuit Voltage (Açık Devre Voltajı)
PIO	Proportional Integral Observer (Oransal İntegral Gözlemci)
PI	Proportional Integral (Oransal İntegral)
PF	Particle Filter (Parçacık Filtresi)
PO_4^{3-}	Fosfat
R	Regrasyon
R_0	Omik İç Direnç
RNN	Recurrent Neural Network (Tekrarlayan Sinir Ağı)

RLS	Recursive Least Square (Özyinelemeli En Küçük Kare)
RF	Random Forest
R_p	Polarizasyon direnci
SOC	State of Charge (Şarj Durumu)
SOE	State of Energy (Enerji Durumu)
SOH	State of Health (Sağlık Durumu)
SVR	Support Vector Regression (Destek Vektör Regrasyonu)
SPKF	Sigma Point Kalman Filter (Sigma Noktası Kalman Filtresi)
SMO	Sliding Mode Observer (Kayan Mod Gözlemcisi)
SVM	Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
τ	Zaman sabiti
UKF	Unscented Kalman Filter (Kokusuz Kalman Filtresi)
U_{OCV}	Açık Devre Voltajı Değeri
V2G	Vehicle To Grid (Araçtan Şebekeye)
YSA	Yapay Sinir Ağı
Wh	Watt Saat

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 1.1. Farklı kimyalara sahip lityum tabanlı batarya veri setleri	11
Şekil 2.1. Li-ion bataryalarda kapasite kaybına etki eden faktörler	21
Şekil 2.2. Li-ion batarya çalışma mantığı	22
Şekil 2.3. Li-ion bataryanın şarj grafiği	23
Şekil 2.4. LTO pilinin yapısı	26
Şekil 2.5. LTO pilinin çalışma gerilimi ve şarj durumu değişimi	28
Şekil 2.6. İki girişli bir nöron yapısı	38
Şekil 2.7. Sigmoid fonksiyonu gösterimi	39
Şekil 2.8. Yapay sinir ağı yapısı	40
Şekil 2.9. Tek katmanlı ileri beslemeli ağ	42
Şekil 2.10. Çok katmanlı bir ileri beslemeli ağ	42
Şekil 2.11. Tekrarlayan veya geri beslemeli ağ	43
Şekil 2.12. Mesh ağının yapısı	43
Şekil 3.1. Lityum titanat pilin eşdeğer devre modeli	45
Şekil 3.2. Deney düzeneğinin açık devre şeması	47
Şekil 3.3. Deney düzeneğinin resmi	48
Şekil 3.4. Matlab makine öğrenmesi ve derin öğrenme araçları	48
Şekil 3.5. Matlab drive uygulamasına veri aktarımı	51
Şekil 3.6. Matlab programına veri aktarımı	52
Şekil 3.7. Gizli katman sayısı yedi olan ağ yapısı model özeti	54
Şekil 3.8. Tasarlanan ileri beslemeli yapay sinir ağının yapısı	55
Şekil 3.9. Neural network fitting araç kutusunun ekran görüntüsü	56
Şekil 3.10. Yapay sinir ağına verileri tanımlama ekran görüntüsü	56
Şekil 3.11. Doğrulama verilerine göre ağ eğitimin sonlandırılması	58
Şekil 4.1. 1C-5C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği	59
Şekil 4.2. 6C-10C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği	60
Şekil 4.3. 11C-15C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği	61
Şekil 4.4. LTO pil çalışma gerilimi ve deşarj edilebilir kapasite grafiği	61
Şekil 4.5. LTO pil deşarj akımları ve çalışma sıcaklığı değişimi grafiği	62
Şekil 4.6. Artan C oranlarında LTO pilden deşarj edilebilen kapasite grafiği	63
Şekil 4.7. İleri beslemeli sinir ağı hata histogram grafiği	64
Şekil 4.8. İleri beslemeli sinir ağı performansı grafiği	65
Şekil 4.9. İleri beslemeli sinir ağı regrasyon grafiği	66
Şekil 4.10. Bağımsız test verisinin YSA'ya transfer edilmesi	67
Şekil 4.11. Bağımsız test verisinin hata histogram grafiği	68
Şekil 4.12. Bağımsız test verisinin regrasyon grafiği	68

TABLOLAR DİZİNİ

		Sayfa
Tablo 2.1.	Lityum tabanlı pillerin parametrik karşılaştırılması	18
Tablo 2.2.	Lityum tabanlı pil türlerinin avantaj/dezavantajları	30
Tablo 2.3.	SOC tahmininde geleneksel yöntemler	32
Tablo 2.4.	SOC tahmininde gözlemci tabanlı yöntemler	33
Tablo 2.5.	SOC tahmininde filtre tabanlı yöntemler	34
Tablo 2.6.	SOC tahmininde veriye dayalı yöntemler	35
Tablo 2.7.	SOC tahmininde diğer tahmin yöntemleri	36
Tablo 2.8.	SOC tahmininde hibrit yöntemler	37
Tablo 3.1.	Kullanılan LTO pilinin teknik verileri	44
Tablo 3.2.	Gizli katman sayısına göre oluşan hata ve regrasyon değerleri	53

GİRİŞ

Yüksek enerji yoğunluğu, yüksek hücre gerilimi, düşük ağırlık gibi pek çok nedenden dolayı bataryalar günlük hayatımızda pek çok kolaylık sağlamaktadır. Uzun bir tarihe sahip olan bataryalar, gelişen teknolojinin ihtiyacına göre gün geçtikçe daha fazla önem arz etmeye başlamıştır. Elektronik cihazlar, medikal uygulamalar, elektrikli araçlar, enerji depolama, havacılık sektörü gibi pek çok alanda büyük öneme sahip olan bataryaların birçok türü bulunmaktadır. [1, 2]. Lityum bataryaların yaygın olarak kullanılmasının sebebi, birim hacimde barındırdığı enerji miktarının diğer pil türlerine göre fazla olması ve lityum elementinin doğadaki rezervlerinin işlenebilir miktarda olmasıdır. Lityum bataryalarda güvenilirliği ve verimliliği sağlamak için batarya performansının ve sağlığının doğru bir şekilde tahmin edilmesi gereklidir [3]. Şarj durumunun (SOC) doğru tahmini, batarya enerji yönetiminin optimize edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır [4]. SOC, pil paketindeki enerjiyi yansıtan pilin iç durumudur, mevcut şarjın bir göstergesidir. Kalan kapasite ile pilin sağladığı toplam kullanılabilir kapasite arasındaki oran olarak tanımlanır [2, 5, 6]. Batarya ömrünün ve performansının optimize edilmesi için şarj/deşarj kontrolü büyük önem taşımaktadır. Bataryanın şarj/deşarj stratejileri hakkında bir fikir sağlayan, bataryayı aşırı şarj/deşarjdan koruyan ve bataryada kalan kullanılabilir enerjiyi belirttiği için şarj durumu tahmini çok önemli bir parametredir [7, 8]. SOC değeri doğrudan ölçülemediğinden şarj durumu tahmini için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Performansı büyük ölçüde pil modellerinin kalitesine dayanan model tabanlı SOC tahmin yöntemlerinin aksine, sinir ağı tabanlı yöntemler tamamen veriye dayalıdır, model içermez ve kolayca genişletilebilir [9]. Yapay sinir ağı (YSA), pilin SOC tahmini sürecinde mevcut entegrasyona dayanmaz. Algoritma doğru başlatma gerektirmeyeceği için, prognostik analiz modellemesine de fayda sağlar [10]. Birçok uygulamada yapay sinir ağının, sistem verilerinin karmaşık modellerini deneysel olarak öğrenebildiği ve tanıyabildiği kanıtlanmıştır. Yeterli ve doğru bir veri tabanından alınan uygun veriler ve etkili girdi seçimleri ile lityum tabanlı bataryaların şarj durumu tahmini için başarılı bir YSA tasarımı yapmak mümkündür.

Geleneksel lityum tabanlı pillerin anot elektrotunda yaygın olarak kullanılan malzeme olan grafit, pilin her şarj/deşarj döngüsünde %10'a kadar genişler ve daralır.

Grafit malzemedeki bu sürekli değişiklik pilin çevrim ömrünü sınırlandırır. Lityum titanat oksit (LTO) pilde geleneksel lityum iyon pil teknolojisinden farklı olarak anot elektrotunda grafit yerine, nano lityum titanat oksit ($Li_4Ti_5O_{12}$) malzemesi kullanır. Nano lityum titanat oksit malzeme kristal bir yapıda olup grafit yapısındaki hacimsel değişme nano lityum titanat oksit kimyasında gerçekleşmez bu nedenledir ki lityum titanat oksit pil sıfır gerinimli malzeme olarak adlandırılır. LTO pil sıfır gerinimli olduğu için daha uzun çevrim ömrüne ve raf ömrüne sahiptir. Anot elektrotunda kullanılan malzemelerin optimizasyonu sayesinde lityum titanat oksit piller hızlı şarj ve deşarj olabilirler. Anot elektrotunda grafit veya karbon kullanan geleneksel lityum tabanlı pil teknolojisinin düşük sıcaklıklarda şarj olma kapasitesi önemli ölçüde azalmakta ve şarj olma süresi uzamaktadır. Ancak LTO kimyası düşük ve yüksek sıcaklıklarda daha iyi performans gösterir. Şarj edilebilir pillerde elektrot ve elektrolit malzemesi arasındaki elektro kimyasal reaksiyonun doğrudan bir sonucu olarak açığa çıkan sıcaklık pilin kritik sıcaklığıdır. Geleneksel lityum tabanlı pillerde kritik sıcaklık yaklaşık 130°C iken LTO pillerde bu kritik sıcaklık 180°C'ye yakındır. Dolayısıyla LTO pil termal olarak daha kararlı bir yapıya sahiptir ve olası termal kaçak riski durumunda LTO pilin kısa devre dayanımı daha yüksektir.

LTO pillerin hızlı şarj ve deşarj edilebiliyor olması, çevrim ve raf ömürlerinin daha uzun olması, termal olarak daha karalı olmaları ve daha güvenli bir yapıda olmaları bu pilleri; güç kaynaklarında, elektrikli araçlarda ve yenilenebilir hibrit enerji sistemlerinde enerjiyi depolamada ve akıllı şebekeler oluşturmada kullanılabilir bir alternatif haline getirmektedir. LTO bataryaların gelişen teknolojilerde kullanımının yaygınlaşması fosil yakıt kullanımdan kaynaklanan sera gazı emisyonlarının azaltılmasına katkı sunar. Çevrim ve raf ömrünün daha uzun olması LTO pillerin diğer lityum tabanlı pil kimyalarına kıyasla geri dönüşüm sürecine daha geç dahil olacağı anlamına gelir. Bu durum bir LTO pil için harcanacak geri dönüşüm birim maliyetinin daha az olacağını ifade eder. Geri dönüşüm ve geri dönüşüm sürecine daha geç dahil olma durumu lityum titanat oksit kimyası hammaddesine olan talebi azaltır ve madenciliğe olan bağımlığı azaltır. Topraktan daha az hammadde çıkartıldığı için bu ham maddenin işlenmesindeki su tüketimi azaltılır ve nihayetinde çevreye olan zararlı etki azaltılmış olur.

Farklı araştırma kurumlarının, bireysel araştırmacıların ve batarya alanında araştırma-geliştirme faaliyeti yürüten şirketlerin farklı kimyalara sahip lityum tabanlı bataryalar için yayınladıkları veri setleri incelemesinde lityum titanat oksit pil için bir veri seti çalışmasının yayınlanmadığının anlaşılması üzerine tez çalışmasında lityum titanat oksit kimyası ön plana çıkartılmış ve batarya deşarj deneylerinde lityum titanat oksit pil kullanılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM
LİTERATÜR TARAMASI VE TEZ AMACI

1.1. Literatür Taraması

Hüseyin Selçuk POLATÖZ CS-2 ve CX-2 isimli farklı yük senaryolarında şarj/deşarj edilen ve Maryland Üniversitesi CALCE Araştırma Enstitüsü'nden temin edilen lityum iyon batarya verilerini hazır olarak kullanmaktadır. Batarya verileri Matlab programının Neural Net Fitting ürünü ile işlenmektedir. İleri yayılım ve geri yayılım sinir ağı metodu kullanılarak veriler analiz edilmektedir. Veriler içerisinden gerekli parametreler seçilip batarya verileri doğru bir şekilde anlamlandırıldığında kestirim sonuçlarındaki hata oranının oldukça düşük çıktığı gözlenmektedir [1].

Xiaosong Hu ve ark. şarj edilebilir farklı batarya türlerini tanıtmakta ve teknolojilerindeki farklılıkları kıyaslayıp sunmaktadırlar [2].

Samarendra Pratap Singh ve ark. elektrikli araçların teknolojik özetlerinin yanı sıra pil özelliklerinin de bir incelemesini sunuyorlar. Akım/gerilim tahminleri, şarj durumu (SOC) tahminleri ve kapasite tahminleri için kullanılan teknikler, algoritmalar ve modeller ile Li-ion pilin şarj ve sağlık durumunu izleme konusundaki son araştırma ve gelişmelerin çeşitli yönleri özetlenmektedir [3].

Xinyou Lin ve ark. doğru bir eşdeğer devre modeline dayalı uyarlanabilir kokusuz kalman filtresi (AUKF) ile bir SOC tahmin yöntemini önermektedir. Farklı eşdeğer devre modellerinin voltaj tepki eğrileri karşılaştırılarak ve analiz edilerek eşdeğer devre modelinin doğruluk avantajı belirlenmektedir. Daha sonra AUKF algoritmasına dayalı olarak sayısal doğrulama deneyleri kurulmuş ve sabit akım deşarj deneyi, hibrit darbe deneyi, sağlamlık doğrulama deneyi gerçekleştirilmektedir. Geliştirilen SOC'u etkin bir şekilde değerlendirmek için, genişletilmiş kalman filtresi (EKF) algoritması ve kokusuz kalman filtresi (UKF) algoritması kullanılmış olup sonuçlar karşılaştırıldığında AUKF'ye dayalı yöntemin SOC'u daha doğru bir şekilde belirlediği görülmektedir [4].

Liang Ma ve ark. uzun kısa süreli bellek (LSTM) sinir ağını kullanan veriye dayalı bir derin öğrenme yaklaşımı kullanarak pillerin çoklu durum tahminini gerçekleştirmenin yeni bir yöntemini sunarlar. Farklı sıcaklıklar, gürültü paraziti ve farklı pil malzemeleri gibi çeşitli çalışma koşulları için önerilen algoritma iki dinamik tahrikli döngü ile doğrulanmaktadır. Destek vektör regresyonu (SVR), rastgele orman (RF) ve basit tekrarlayan sinir ağı (RNN) gibi bilinen algoritmalara kıyasla önerilen algoritmanın daha doğru sonuçlar elde ettiği görülmektedir [5].

Icham Ben Sassi ve ark. geleneksel karşılaştırmalı çalışmalardan farklı olarak kokusuz kalman filtresi (UKF) ile yapay sinir ağının (ANN) tasarım gerekliliklerini ve uygulama süreçlerini dikkate alarak bunların detaylı ve eleştirel bir karşılaştırmasını sunuyorlar. Farklı yük senaryoları ve V2G (araçtan şebekeye) ortamı kullanarak her iki yöntemin hatalı başlangıç SOC değerlerine karşı doğruluğu ve hassasiyeti, öngörülemeyen çalışma koşullarına toleransları araştırılmaktadır [6].

Raif Bayır ve ark. kaskad sinir ağı kullanılarak çeşitli şarj edilebilir pillerin, türünü ve şarj durumunu belirlemektedir. Pillerin elektriksel durumunu görsel programlama dili kullanılarak tasarlanan bir grafiksel kullanıcı arayüzü ile çevrimiçi olarak izlenmektedir [7].

Hannan Ma ve ark. elektrikli araç uygulamalarına yönelik lityum iyon pilin şarj durumu tahminini ve batarya yönetim sistemini kapsamlı bir şekilde inceliyorlar. Elektrikli araçlara yönelik artan ilginin nedenlerinden biri, bataryalarında kullanılan lityum tabanlı pillerin düşük ağırlık, hızlı şarj, yüksek enerji yoğunluğu gibi avantajlarıyla elektrikli araç bataryalarından talep edilen enerji ve güç yoğunluğunu karşılamasıdır. Öte yandan küresel ısınma, sera gazı ve CO_2 emisyonları, fosil yakıtların tükenmesi gibi küresel çevre sorunlarına ilişkin endişelerin artması da elektrikli araçlara olan ilgiyi arttırmaktadır [8].

Fangfang Yang ve ark. ölçülen akım, voltaj ve sıcaklık sinyallerinden şarj durumu tahminini (SOC) elde etmek için tekrarlayan bir sinir ağı önermektedirler. İleri beslemeli sinir ağlarıyla karşılaştırıldığında önerilen yöntem, önceki SOC değerlerinin

ve ölçümlerin bilgisinden yararlanır ve daha iyi tahmin doğruluğu sağlar, bilinmeyen başlangıç SOC değerlerine karşı dayanıklıdır ve ortam sıcaklıklarının etkisini öğrenmek için eğitilebilmektedir [9].

Shijie Tong ve ark. paralel olarak eğitilmiş, pil girişlerini önceden işleyen yük sınıflandırıcı üç sinir ağı ile pil çalışma modlarını boşta, şarj ve deşarj olarak sınıflandıran bir SOC tahmin yöntemi önerirler. Yöntem, %3,8 ortalama tahmin hatası verir. Bu sonuç, veriye dayalı makine öğrenimi yaklaşımının, diğer gelişmiş gözlemci tasarımlarıyla karşılaştırılabilir tahmin performansı sağlayabileceğini göstermektedir [10].

Ömer Faruk Özcan ve ark. elektrikli araçlarda yaygın olarak kullanılan lityum tabanlı pil türlerini inceleyip, farklı lityum kimyalarının üstünlükleri ve zayıflıkları konusunda bir tür derleme çalışması sunmaktadırlar [12].

Koki Ogura ve ark. elektrikli araçlarda kullanılan şarj edilebilir pil türlerini inceleyip, pillerin elektrokimyası üzerine çalışmaktadırlar [13].

KV Vidyanandan yüksek enerji ve güç yoğunluğu, uzun çevrim ömrü, güvenlik, düşük ağırlık ve düşük maliyet gibi özellikleriyle elektrikli araç bataryalarında sıklıkla kullanılan lityum kimyasının farklı varyantlarının özellikleri üzerine çalışmıştır. Batarya üretim kapasitelerinin ve teknolojilerinin artmasıyla birlikte düşen batarya maliyetleri ve şarj başına alınabilecek mil menzilinin artması ile birlikte elektrikli araç tercihleri artmaktadır [19].

Saravanan Meenatchi Sundaram ve ark. elektrikli araç bataryalarında yaygın olarak kullanılan lityum iyon pillerin özellikleri ve bu pillerin güvenilir, verimli bir şekilde çalışması için gerekli olan koruma devresini de içeren batarya yönetim sistemi üzerine çalışmalar gerçekleştirmektedir [22].

Eduard Gerlitz ve ark. lityum iyon hücrenin bileşenlerini ve bu bileşenlerin birbirileriyle olan etkileşimlerini analiz edip, lityum iyon pil modüllerini hücrelerine

ayırmanın temel zorluklarını sistematik olarak tanımlamakta ve sınıflandırmaktadır [23].

Jianping Wen ve ark. lityum iyon pillerin elektrikli araçlarda kullanımına yönelik geliştirme çabalarına yönelik genel bir bakış sunarlar [24].

Xiaoli Sun ve ark. elektrikli araçlarda kullanılan batarya teknolojilerinin kapsamlı bir incelemesini sunuyorlar. Elektrikli araçların kontrolü, şarj teknolojisi ve bataryalarla ilgili temel teknolojiler özetlenmektedir [25].

Michael Brunell ticari pil hücrelerinin stoklanması sürecinde standart lityum iyon pillere zarar veren bir voltaj seviyesi olan 0 volt gerilim değerinde lityum titanat pil hücresinin depolanabileceğine yönelik bir çalışma sunmaktadır. Bu çalışmaya göre lityum titanat pil hücresi, düşük voltaj koşullarında zarar görmeden dayanma kabiliyetini göstermektedir. Bu yetenek, nakliye ve depolamada güvenlik seviyesini iyileştirirken, pil taşıma ve değiştirme maliyetleri açısından da rekabet avantajı sağlamaktadır [27].

Ana-Irina Stroe ve ark. lityum titanat oksit tabanlı pil hücresinin farklı sıcaklıklar ve farklı C oranı hızları için laboratuvar ortamında deneyler gerçekleştirerek C oranı ve pil yüzeyindeki sıcaklık değişiminin pil hücresinin şarj durumu tahmini doğruluğu üzerindeki etkisini gözlemlemek için bir çalışma sunmaktadırlar [29].

Bo Yang ve ark. lityum bataryaların şarj durumu tahmin yöntemlerini; deneysel hatalar, doğruluk, sağlamlık, karmaşıklık gibi özelliklerin yanı sıra faydaları, sınırlılıkları ve uygulama koşulları göz önünde bulundurularak geleneksel yöntemler, filtre tabanlı yöntemler, gözlemci tabanlı yöntemler, veriye dayalı yöntemler, diğer tahmin yöntemleri ve hibrit yöntemler olan altı ana kategori ve bu ana kategorilerin ilgili alt branşları şeklinde incelemektedirler [31].

Jacob C. Hamar ve ark. farklı koşullarda sekiz yaşına kadar çalışan yedi yüz dört aracın yaşlanma verilerinden oluşan veri seti ile eğitilmiş bir sinir ağı kullanılarak bir sağlık durumu tahmini modeli önerirler [32].

Phattara Khumprom ve ark. lityum iyon bataryaların sağlık durumu (SOH) ve şarj durumu (SOC) kestirimini veri algoritmalarını ve çeşitli hesaplama araçlarını kullanarak derin öğrenme yöntemleriyle sunuyorlar [33].

Ivan Nunes da Silva ve ark. yapay sinir ağlarının; yapısına, bölümlerine ve katmanlarına, çalışma mantığına, eğitim ve test aşamalarına ve mimarilerine dair gelişim süreçlerini sunuyorlar [34].

Qiuting Wang ve ark. üç tip lityum titanat pil kullanılarak sabit akım ve dinamik çalışma koşulları altında deneyler gerçekleştirdiler. Raylı ulaşım araçlarında kullanılan lityum titanat pillerin durum tahminine ilişkin olarak, model odaklı durum tahmin yöntemini kısa zaman ölçeğinde, uzun zaman ölçeğinde ise durum tahmin sonucuna dayalı yaşlanma mekanizmalarının analizini çalışmışlardır. Sonuçlar, tasarlanan batarya modelinin ve tahmin yönteminin maksimum voltaj hatasının %2'den az olduğunu göstermektedir [36].

Hamit Erdal ve ark. firma başarısızlık problemini etkileyen değişkenleri belirlemek için temel bileşenler analizi yöntemini, başarısızlık tahmini için ise yapay sinir ağlarını ve destek vektör makinelerini kullanarak hibrit modeller tasarlamakta ve başarısızlık tahmininin yapılabilirliğini sunmaktadırlar [37].

Chu Wang ve ark. yüksek hızlı deşarj koşulları altında yaşlanma döngüleri elde etmek için 66C hızında (nominal kapasitesinin 66 katı) silindirik çelik kabuklu lityum titanat hücreler üzerinde deşarj deneyleri gerçekleştirerek LTO bataryasının güç kapasitesindeki değişimi ve bataryanın yaşlanma davranışını incelediler. Çalışmadan elde edilecek veriler, yüksek güçlü piller için sağlık durumu modelinin geliştirilmesinde ve yüksek güç kapasitesine sahip hücrelerin seçilmesinde referans teşkil etmektedir. LTO pil 66C hızında 10 döngü için deşarj edildiğinde pilin kapasitesi

başlangıç kapasitesinin %80'nine düşmektedir. Yüksek hızlı deşarj döngüleri neticesinde pildeki yaşlanmanın ana nedeninin aşırı deşarjdan dolayı pildeki iyonik hareketliliğin bozulduğu ve polarizasyon direncinin arttığı öngörülmektedir [38].

Bart Homan ve ark. kurşun-asit pil, lityum-iyon polimer pil ve lityum demir-fosfat pil üzerinde yapılan ölçümler kullanılarak şarj durumu tahmini için bir model sunarlar. Pillerdeki ölçümler, kinetik batarya modeli kullanılarak yapılan tahminlerle karşılaştırılır. Tasarlanan model ile ölçümlerden hesaplanan şarj durumu arasındaki farkın %5'ten az olduğu gözlenmektedir [39].

Hongyan Zuo ve ark. lityum manganat güç pilinin farklı deşarj oranlarında oluşturduğu yüzeysel sıcaklık hatalarını, kurulan birleştirilmiş elektrokimyasal-termal modeli ile elde ederler. Farklı deşarj koşullarında pilin SOC tahmini için ise daha yüksek tahmin doğruluğuna sahip olduğu görülen geliştirilmiş fonksiyonel bağlantı sinir ağı (FLNN) modelini kullanırlar. Pilin ilk çalışması aşamasında uygun şekilde ısıtılması ve konveksiyon ısı transfer katsayısının daha düşük ortam sıcaklığında uygun şekilde düşürülmesi gerektiği ve pilin eskimesine bağlı olarak SOC değerlerindeki hatanın arttığı elde edilen sonuçlardan görülmektedir [40].

Manh-Kien Tran ve ark. şarj durumu (SOC), sağlık durumu (SOH) ve sıcaklığın thevenin eşdeğer devre modeli parametreleri üzerindeki etkisini araştırmak için deneyler yaptılar. Azalan sağlık durumu ile polarizasyon kapasitansı azalırken omik direnç ve polarizasyon direncinin ise arttığı görülmektedir. Hızlı yürütme süresi, basitliği ve nispeten yüksek doğruluğu nedeniyle lityum iyon pilleri izlemek ve kontrol etmek için batarya yönetim sisteminde sıklıkla kullanılan pil modellerinden biri eşdeğer devre modelidir (ECM). SOC, SOH ve sıcaklığın ECM parametreleri üzerindeki etkisini temsil etmek için deneysel olarak doğrulanmış ampirik bir model önerilmektedir. Thevenin eşdeğer devre modelinin, doğruluğu önemli ölçüde iyileştirdiği görülmektedir [41].

Maitan Berecibar ve ark. pil sağlık durumu izleme yöntemlerini gözden geçirip, farklı bilimsel ve teknik literatürleri incelemekte ve ilgili yaklaşımları belirli gruplarda sınıflandırmaktadırlar [42].

Kailong Liu ve ark. elektrikli araçlar, hibrit araçlar vb. gibi birçok yüksek güçlü uygulamada pillerin güvenilir şekilde çalışmasını sağlamak ve pil modelleme, dahili sıcaklık, sağlık durumu, şarj durumu gibi pil durumu tahminleri için gerekli olan batarya yönetim sisteminin temel teknolojilerini incelemektedirler [43].

Juan Pablo Rivera-Barrera ve ark. bataryanın verimli, sağlıklı ve güvenilir bir şekilde çalışmasının sağlanması, ömrünün artırılması, performansının optimize edilmesi ve Ah cinsinden kalan kapasitesinin bilinmesi için gerekli olan SOC değeri tahmin yöntemlerini, çevrimiçi pil yönetim sistemleri uygulamalarında kullanılan tekniklerin tanımına, üstünlüklerine ve zayıflıklarına odaklanarak özetlemektedirler [44].

Alexander Farmann ve ark. elektrikli ve hibrit araçların pil paketinde bulunan lityum iyon pillerin yerleşik kapasite tahmini için mevcut yöntemlere ve algoritmalara genel bir bakış sağlarlar [45].

Lin Li ve ark. gerçek çalışma koşulları altında elektrikli araç pil paketinin sıcaklığını etkileyen ortam sıcaklığının; pil deşarj kapasitesine, coulomb verimliliğine, kapasite kaybına ve açık devre voltajına olan etkisini araştırıyor ve sıcaklıkla ilgili değişkenleri güncelleyebilen, sistem durumunu tanımlanan model parametreleri ile tahmin edebilen bir sıcaklık düzeltme modeli sunarlar [46].

Gonçalo dos Reis ve ark. akademi ve endüstrideki pil araştırmalarında kritik rol oynayan pil veri setlerini; pil testlerinin maliyetli olması, verilerin uzun sürelerde elde edilmesi ve halka açık veri setlerinin düzensiz olmasından dolayı lityum pillerin halka açık olan verilerini; test değişkenlerine ve sağlanan verilere özel önem vererek deneysel test modunda gözden geçirip, otuzdan fazla veri kümesi incelenmekte ve veri kümeleri özetlenmektedir. Böylece gelecekteki araştırmalar ve deneysel tasarımlar için

erişilebilir ve iyi biçimlendirilmiş veri kümelerinin paylaşımı amaçlanmaktadır [47]. Farklı kimyalara sahip lityum tabanlı piller için yayınlanmış olan veri setleri Şekil 1.1'de verilmektedir.

Location with weblink	Paper ref	Cell (form size chemistry)	Test variables	Data given	No. of cells
NASA [53, URL]	[10]	18650 2 Ah (?)	Dhrg, T	Q, IR, V, I, T	34
	[9]	18650 2.2 Ah LCO	Chrg, Dhrg, T	Q, IR, V, I, T	28
CALCE [67, URL]	[68,70]	prismatic 1.1 Ah LCO	Chrg, Dhrg	Q, IR, E, V, I, T	15
	[68,70]	prismatic 1.35 Ah LCO	Chrg, Dhrg, T	Q, IR, E, V, I, T	12
	[13]	pouch 1.5 Ah LCO	Chrg, DOD	Q, V, I	16
TRI [71, URL]	[6]	18650 1.1 Ah LFP/gr	Chrg	Q, IR, V, I, T	124
	[72]		Chrg	Q, V, I, T	233
Sandia [74, URL]	[11]	18650 multiple	Dhrg, DOD, T	Q, E, V, I, T	86
Oxford [75, URL]	[16]	18650 3 Ah NCA/gr	Chrg, Cal	Q, E, V, I, T	28
HNEI [80, URL]	[79]	18650 2.8 Ah NMC-LCO/gr	-	Q, E, V, I	15
EVERLASTING [84, URL] [85, URL]	[83]	18650 3.5 Ah NCA/gr	Chrg, Dhrg, T	Q, E, V, I	28
KIT [86, URL]	[8]	– 40 Ah NMC/gr	Chrg, Dhrg	V, I, T	44
UCL [87, URL]	[88]	18650 3.5 Ah NCA/gr	-	Q, V, T	1
Berkeley [89, URL]	-	18650 2.6 Ah LCO/gr	Chrg	Q, V, I, T	1
Xi'an Jiaotong [92, URL]	[90,91]	pouch 27 Ah NMC/gr	-	Q, E, V, I	2
Diao et al.[93, URL]	[12]	pouch 3.36 Ah LCO/gr	Chrg, Dhrg, T	Q	192
Poznan [94, URL]	[14]	18650 2.6 Ah NMC/carbon	Chrg, Dhrg, DOD, T	Q, I, T	28

Şekil 1.1 Farklı kimyalara sahip lityum tabanlı batarya veri setleri [47]

Sijia Liu ve ark. değişen şarj ve deşarj koşulları altında ortak anotu lityum titanat oksit olan ve katotu farklı malzemelere sahip olan üç tip lityum titanat pil için; pilin doğrusal olmayan elektrot davranışını özetleyen ve elektrotta gerçekleşen kayıpları açıklayan, elektrot yüzeyindeki akım yoğunluğu ile yüzey aşırı gerilimi arasındaki ilişkiyi tanımlayan Butler-Volmer denklemine dayalı bir elektrik modeli kullanırlar. Deneysel sonuçlar ile çalışma için tasarlanan modelden alınan sonuçlar karşılaştırılıp modelin sağlamlığı değerlendirilmektedir. Üç tip lityum titanat pil için önerilen modelin; pilin terminal voltajını doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin ettiği, maksimum voltaj hatalarının %2'nin altında olduğu ve tahmin sonuçlarıyla iyi bir uyum gösterdiği ifade edilmektedir [48].

Lowwen Yao, 2,4 V 15 Ah LTO pilinin şarj profillerini yakalamak için çeşitli ortam sıcaklıklarında ve farklı şarj/deşarj akımlarında sürekli ve darbeli akım ile pili test etmektedir. Çalışmada SOC tahmini için genişletilmiş Kalman filtresi ve Kokusuz Kalman filtresi uygulanmaktadır. SOC değerlerinin doğrulanması için de laboratuvar ortamında Ah sayma yönteminin uygulanarak SOC tahmini için bir kıyaslama oluşturulmaktadır [49].

Bryan Lucchetta, pil şarj durumu tahmininde mevcut olan hesaplama karmaşıklığı problemini çözebilecek yeni bir yaklaşım geliştirmek için lityum tabanlı pillerin çevrimiçi olarak yayınlanan farklı veri setlerini kullanarak yapay zekâ yöntemlerinden biri olan makine öğrenmesi yöntemiyle bu çalışmada lityum-iyon pil hücresinin şarj durumu kestirimini gerçekleştirmektedir [50].

Bu tez çalışmasının birinci bölümünde lityum tabanlı piller, şarj durumu tahmin yöntemleri, yapay sinir ağları ve lityum titanat oksit bataryalar konularında yapılan çalışmalar literatür özetleri olarak verilmektedir. İkinci bölümünde farklı türleri bulunan lityum tabanlı pillerin doğru seçiminde bilinmesi gereken pil terminolojisi tanımları ve açıklamaları yapılmaktadır. Şarj edilebilir farklı kimyalara sahip lityum pillerin gelişim süreçleri, hali hazırda mevcut olan ve henüz geliştirilme aşamasında olan lityum pillerin tanımları, özellikleri, farklı kimyalarından kaynaklanan üstünlükleri ve zayıflıkları anlatılmakta ve özetlenmektedir. Lityum tabanlı bataryaların verimli, sağlıklı ve güvenilir bir şekilde çalışmasında, ömrünün ve performansının optimize edilmesinde ve şarj/deşarj kontrolünün sağlanmasında gerekli olan şarj durumu değerleri için geliştirilen tahmin yöntemlerinin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir. Yapay sinir ağları ve ağ mimarilerinin yapıları açıklanmaktadır. Üçüncü bölümünde lityum titanat oksit pilin eşdeğer devre modeli tanıtılmakta, deney verilerinin elde edilmesi ve bu verilerin matlab programına aktarımı, yapay sinir ağının tasarımı ve eğitim süreçleri açıklanmaktadır. Dördüncü bölümünde lityum titanat oksit pilin deşarj edilebilme kapasitesindeki değişimler, tasarlanan yapay sinir ağının eğitim ve bağımsız test verileriyle elde edilen grafiklerindeki değişimler ve araştırma bulguları açıklanmaktadır. Yapılan deneysel çalışmanın sonuçları benzer olan diğer çalışmalarla kıyaslanmakta ve yapay sinir

ağları yönteminin farklı olan lityum kimyalarındaki etkinliği tartışılmaktadır. Son bölümünde ise bu tez çalışmasının sonuçlarına ve önerilere yer verilmektedir.

1.2. Tezin Amacı

Bu tez çalışmasında üç temel hedef gözetilmektedir. İlk olarak; kullanım amacı ve ihtiyaca göre farklı türleri bulunan lityum tabanlı pillerin doğru seçiminde bilinmesi gereken pil terminolojisi tanımları ve açıklamaları yapılmış olup şarj edilebilir lityum pillerin gelişim süreçleri, hali hazırda mevcut olan ve henüz geliştirilme aşamasında olan lityum pillerin tanımları, özellikleri, farklı kimyalarından kaynaklanan üstünlükleri ve zayıflıkları anlatılmakta ve özetlenmektedir. İkinci olarak; lityum tabanlı bataryaların verimli, sağlıklı ve güvenilir bir şekilde çalışmasında, ömrünün ve performansının optimize edilmesinde ve batarya şarj/deşarj kontrolünün sağlanmasında gerekli olan şarj durumu değerleri için geliştirilen tahmin yöntemlerinin türleri incelenip özetlenmektedir. Son olarak da lityum titanat oksit bataryaların şarj/deşarj stratejileri hakkında bir fikir sağlayacak, bataryayı aşırı şarj/deşarjdan koruyan ve bataryada kalan kullanılabilir enerjiyi doğru bir şekilde belirlemede kullanılacak olan şarj durumu değerlerini, yapay sinir ağları metoduyla olabilecek en doğru şekilde ve en az hatayla elde etme hedefi gözetilmektedir.

İKİNCİ BÖLÜM
GENEL BİLGİLER

2.1. Pil Teknolojisiyle İlgili Kavramlar

Pillerin kimyalarını ve özelliklerini belirtmek için pil terminolojisinde bazı tanımlar kullanılmaktadır. Bu tanımlar pil imalatında tercih edilen pil kimyasının özelliklerini anlamamız için gerekli olan parametreleri kapsamaktadır.

Elektrotlar; elektrokimyasal pil hücresi içindeki temel elementlerdir. Her bir hücrede pozitif ve negatif olmak üzer iki tane elektrot vardır. Bu iki elektrot arasındaki voltaj farkı ile hücrenin nominal voltajı belirlenir [11].

Elektrolit; bir pil hücresinin pozitif ve negatif elektrotları arasında iyonların iletimini sağlayan, pil türüne göre değişkenlik gösterebilen, farklı formlarda (katı, sıvı, jel) bulunabilen iyonik iletken bir ortamdır [11].

Ayırıcı; anot ve katot arasında kısa devreyi engellemek için yerleştirilmiş, iyon geçirgen ancak iletken olmayan bir malzemedir [11].

Şarj; bir pilden deşarj edilen enerjiyi geri kazanmak için deşarj yönünün tersi yönünde pilden doğru akım geçirilerek elektrik enerjisi ile kimyasal tepkime başlatmaktır [11].

Deşarj; pil kimyasal enerjisinin elektro kimyasal tepkime yoluyla elektrik enerjisi haline dönüşmesidir [11].

Özgül Güç (W/kg); bataryanın gravimetrik güç yoğunluğudur. Kilogram başına düşen Watt yani W/kg olarak ifade edilir [11]. Depolanmış enerjinin ne kadar hızlı teslim edilebileceğinin bir ölçüsüdür.

Şarj Durumu (SOC); pil paketindeki enerjiyi yansıtan pilin iç durumudur, mevcut şarjın bir göstergesidir. Kalan kapasite ile pilin sağladığı toplam kullanılabilir kapasite arasındaki oran olarak tanımlanır. Pilin yeniden şarj edilmesi gerekmeden önce ne kadar sürede performans göstermeye devam edeceğinin bir göstergesidir [11].

Termal Kaçak; bataryada meydana gelebilecek dahili ısı üretimi nedeniyle bataryanın kendini yok edebileceği ısı kaçağını ifade etmektedir [11]. Etkili termal yönetim, uzun pil ömrünün anahtarıdır.

Nominal Gerilim (V); pil hücresinde kullanılan aktif kimyasalların kombinasyonuna bağlıdır. Pil paketi üzerinde yazılan gerilim değeri, pilin nominal çalışma gerilimidir [12].

Özgül Enerji (Wh/kg); bir pilin, birim kütlesi başına ne kadar enerji depolayabileceğini belirtmek için kullanılır. Kilogram başına düşen Watt-Saat olarak ifade edilir. Batarya ağırlığını belirlemek için kullanılan anahtar parametrelerdendir [13].

Çevrim Ömrü (Cycle Life); pil ekonomik ömrünün belirlenmesinde referans alınan önemli bir parametredir. Çevrim, bir pilin tam şarj halinden deşarj edilip yeniden tam şarj edilmesine denir [13]. Çevrim ömrü, pilin şarj/deşarj çevrim sayısını ifade etmektedir.

Kapasite Oranı (C-rate); bir bataryanın şarj veya deşarj edilebilme hızını belirtir. Şarj işlemindeki C oranı normalde deşarj işlemindeki C oranından daha düşüktür. Batarya üzerinde işaretli Ah değeri bataryanın 1C oranıdır.1C'de batarya, üzerinde işaretli olan Ah derecesine eşit bir akımda şarj veya deşarj olur. 0.5C'de akım yarıdır ve süre iki katına çıkar, 0.2C'de akım beşte birdir ve süre 5 kattır [14].

Enerji Yoğunluğu; volümetrik (Wh/Lt) ve gravimetrik (Wh/kg) enerji yoğunluğu tanımları mevcut olup bir pilin birim hacimde veya birim ağırlığında

tutabileceği elektrik enerji miktarını yansıtmaktadır. Pillerde yüksek enerji yoğunluğu istenir [15].

Şarj Verimliliği veya Enerji Verimliliği; bir pilden deşarj edilebilecek maksimum enerji miktarının, aynı pilin tam şarjı için pile yeniden verilmesi gereken enerji miktarına oranı olarak tanımlanır. Pilin şarj işlemi esnasında pile verilen enerji ile pilin deşarj işleminde pilden çekilen enerji arasındaki fark pilin enerji kaybı olarak ifade edilebilir [15]. Pilin şarj ve enerji verimliliğinin yüksek olması istenir.

Kendi Kendine Deşarj Oranı; pil hücresinin rafta beklerken hücre içindeki istenmeyen kimyasal eylemlerden örneğin pilin pozitif ve negatif elektrotları arasındaki dahili akım sızıntısından dolayı pilin enerjisini ne kadar çabuk kaybedeceğinin bir ölçüsüdür. Kendi kendine deşarj oranı, hücre kimyasına ve sıcaklığa bağlıdır. Bataryaya konulan enerjinin tamamının tekrar dışarı çıkamaması durumudur [16].

Dahili Empedans; hücrenin akım taşıma kapasitesini belirler. Düşük bir iç direnç, yüksek akım taşınımına izin verir. Deşarj sırasında hücrenin terminal voltajını azaltan ve hücreyi şarj etmek için gereken voltajı arttıran, böylece hücrenin etkin kapasitesini azaltan etkisi vardır. Elektrolitin fiziksel özelliklerinden etkilenir, elektrolit malzemesinin tanecik boyutu ne kadar küçükse, dahili empedans o kadar düşük olur [16].

Deşarj Derinliği (Depth of Discharge-DOD) (%) ; bir pilin tam şarj durumundan tam deşarj olma durumuna kadar olan deşarj edilme oranıdır. %80 deşarj derinliği; amper-saat olarak belirtilen pil kapasitesi değerinin %80'ine kadar deşarj edilebileceğini ifade eder [13]. Deşarj derinliği arttıkça döngü ömrü azalır ve birçok hücre kimyası derin deşarjı tolere etmez ve hücreler tamamen boşalırsa kalıcı olarak hasar görebilir [16].

Sağlık Durumu (SOH); pilin yaşam döngüsünde ulaşılan noktanın bir göstergesidir. Yeni bir pile göre, pil mevcut durumunun bir ölçüsüdür. Şarj kabulü, iç direnç, voltaj ve kendi kendine deşarj gibi faktörleri dikkate alır. Mevcut durumdaki

pilden beklenebilecek performansın bir göstergesini sağlamak veya pilin kullanım ömrünün ne kadarının tüketildiğini ve değiştirilmeden önce ne kadarının kaldığını göstermek amacıyla kullanılır [17].

Hafıza Etkisi; genel olarak nikel-kadmiyum pillerde bulunur. Pilin defalarca kısmi deşarj olmasından kaynaklanan ve pil içeriğinin kristalleşmesine neden olan bir etkidir. Pilin maksimum enerji kapasitesinin düşmesi ve pilin normalden daha az seviyede şarj olması durumudur [18].

Amper-saat (Ah); bir bataryadan birim zamanda çekilebilecek elektrik akımının miktarını ifade eder. Bataryanın zaman içinde sağlayabileceği deşarj akımıdır.

Kapasite; belirli koşullar altında watt-saat cinsinden bir bataryadan alınabilecek maksimum enerji miktarını temsil eder.

Lityum tabanlı pillerin nominal hücre gerilimi, şarj/deşarj gerilimi, standart şarj/deşarj akımı, hızlı şarj/deşarj akımı, ağırlıksal ve hacimsel enerji yoğunluğu, çevrim ömrü, işletim sıcaklığı, kendi kendine deşarj oranı ve çevre kirliliğine etkisi şeklinde olan yönleri Tablo 2.1.'de özetlenmektedir.

Tablo 2.1. Lityum tabanlı pillerin parametrik karşılaştırılması [12, 48]

Parametreler	Lityum İyon Pil (Li-İon)	Lityum Polimer Pil (Li-Po)	Lityum Demir Fosfat Pil (LFP)	Lityum Kobalt Oksit Pil (LCO)	Lityum Manganez Oksit Pil (LMO)	Lityum Titanat Oksit (LTO)
Nominal Hücre Gerilimi (V)	3,6~3,7	3,6~3,7	3,2~3,3	3,6~3,7	3,7~3,8	2,3~2,4
Max. Şarj Gerilimi (V)	4,2	4,2	3,65	4,2	4,2	2,85
Min. Deşarj Gerilimi (V)	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	1,5~ 1,7
Standart Şarj Akımı	C/5~C/3	C/5~C/3	C/5~C/3	C/5~C/3	C/5~ C/3	C/5~C/3
Standart Deşarj Akımı	C/2~ C/1	C/2~ C/1	C/2~ C/1	C/2~ C/1	C/2 – C/1	C/2~C/1
Hızlı Şarj Akımı (A)	C/2~1C	C/2~1C	C/2	C/4~1C	C/2~1C	6C
Hızlı Deşarj Akımı (A)	1C~3C	1C~10C	C/2~3C	<10C	1C~10C	6C~10C
Ağırlıksal Enerji Yoğunluğu (Wh/kg)	150~180	150~180	150~170	90~140	110~160	30~110
Hacimsel Enerji Yoğunluğu (Wh/l)	320	400	333	220~350	270	177
Çevrim Ömrü	500~ 1500	500~ 1500	2000~ 3000	300~1000	1000~ 2000	15000~ 25000
İşletim Sıcaklığı (°C)	-20 ~ +60	-20 ~ +60	-20 ~ +70	-20 ~ +55	0 ~ +50	-40 ~ +55
Kendi Kendine Deşarj Değeri (%/Ay)	3	3	< 5	-	-	2,5 ile 5
Çevre Kirliliği Etkisi	Az	Az	Az	Çok	Orta	Az

2.2. Lityum Tabanlı Piller

Lityum (atom no: 3), 6.941 g/mol moleküler ağırlığa sahip en hafif metaldir ve suda yüzer. Lityum en yüksek elektrokimyasal potansiyele sahiptir (standart hidrojen elektroduna göre -3,05 V), bu da onu metallerin en reaktiflerinden biri yapar. Lityum bazlı piller iki tipte mevcuttur: Li ve Li-ion. Saf Li piller birincil hücrelerdir (şarj edilemez) ve Li-ion piller ikincil hücrelerdir (şarj edilebilir). Li piller anot olarak lityum metal kullanır ve Li-ion pillerden daha yüksek enerji yoğunluğuna sahip olabilir. Li birincil hücreler savunma uygulamalarında, saatlerde, kalp hastalarında kalp pillerinde, uzaktan kumandalarda, oyuncaklarda vb. kullanılır [19].

Lityum pil hücrelerini, belirli uygulamalar için optimize etmek veya bazı durumlarda pil hücresinin orijinal teknolojisi üzerindeki patentlerini aşmak için temel lityum kimyasının birçok varyasyonu geliştirilmektedir. Lityum metal, su ile şiddetli reaksiyona girer ve tutuşarak alev alabilir bu nedenle modern lityum tabanlı pillerde serbest lityum kullanılmaz bunun yerine lityum diğer elementlerle birleştirilerek suyla reaksiyona girmeyen daha iyi huylu lityum tabanlı bileşikler kullanılır. Tipik lityum-iyon piller, anot olarak karbon ve katot olarak lityum kobalt dioksit veya bir lityum manganez bileşiği kullanır. Elektrolit genellikle organik bir çözücü içindeki bir lityum tuzuna dayanır [20].

Pratik lityum tabanlı şarj edilebilir piller ilk olarak 1970'lerde geliştirildi ve artık cep telefonları, dizüstü bilgisayarlar, kameralar ve diğer tüketici elektroniği ürünleri gibi düşük güçlü uygulamalarda çok yüksek hacimlerde kullanılıyorlar. Elektrikli araç bataryaları vb. gibi daha yüksek güç uygulamaları için de ideal olmalarını sağlayan birçok çekici performans avantajına sahiptirler. 3,6 Voltluk nominal hücre gerilimi; yüksek voltajlı bataryalar için daha az hücre, daha az bağlantı ve daha az elektronik aksam anlamına gelir. Bir lityum pil, hücre voltajı yalnızca 1,2 volt olan üç nikel kadmiyum (NiCd) veya nikel metal hidrit (NiMH) pilin yerini alabilir. Yüksek enerji ve güç yoğunluğu olup düşük ağırlığa sahiptir. (Kurşun asitten aküden yaklaşık 4 kat daha iyi). Örneğin, 3,5 tonluk elektrikle çalışan hafif bir kamyonet, 750 Kg kurşun asitli akü kullanır. Aynı kapasite, 200 Kg'dan daha az lityum

pille sağlanabilir ve bu da minibüsün yarım ton daha fazla yük taşımasına olanak tanır ve alternatif olarak minibüsün 80 km'lik menzilini aynı ağırlıktaki lityum piller kullanılarak dört katına çıkarılabilir [20].

Hızlı şarj edilebilmeleri ve 40C'ye varan yüksek deşarj oranı, otomotiv kullanımı için gereken marş gücünün veya hibrit araçlar için gereken batarya gücünün daha düşük kapasiteli bir akü ile sağlanabileceği anlamına gelir. Lityum pil hücresi, deşarj eğrisinin %80'inden fazlası için nominal hücre gerilimini korur. Böylece, kurşun asit hücrenin %50 DOD değerine karşı %80 DOD'a kadar tam güç sağlar. Bu, pratikte belirli bir kapasite için, depolanan enerjinin daha fazlasının kullanılabilir olduğu veya pilin etkin bir şekilde boşalmadan önce daha fazla çalıştırma girişimini kabul edeceği anlamına gelir. Pilin izin verilen DOD'unu sınırlamak için koruyucu devreler kullanılarak döngü ömrü önemli ölçüde uzatılabilir. %95 veya daha fazlasına kadar yüksek kulombik verimlilik (şarj edilen kapasite üzerinden boşaltılan kapasite) sunar. Böylece şarj/deşarj döngüleri sırasında çok az güç kaybı olur. Hafıza etkisi yoktur ve kendi kendine deşarj oranı çok küçüktür. Lityum hücre kimyasının varyantları, performansın belirli uygulamalar için ayarlanmasına izin verir. Çok yönlü ve yüksek oranda ölçeklenebilir. Yüksek güç/enerji oranlarıyla pratik olarak her türlü voltaj, güç ve enerji gereksinimine uyarlanabilir. Ancak lityum kimyasal olarak daha reaktif olduğundan, fiziksel veya elektriksel bozulmaları önlemek ve hücreyi tasarım sınırları içinde tutmak için özel güvenlik önlemleri ve koruma devresi gereklidir. Aşırı şarj veya deşarj edildiğinde kapasite kaybı veya termal kaçak oluşturur ve yüksek sıcaklıklarda bozunur [20].

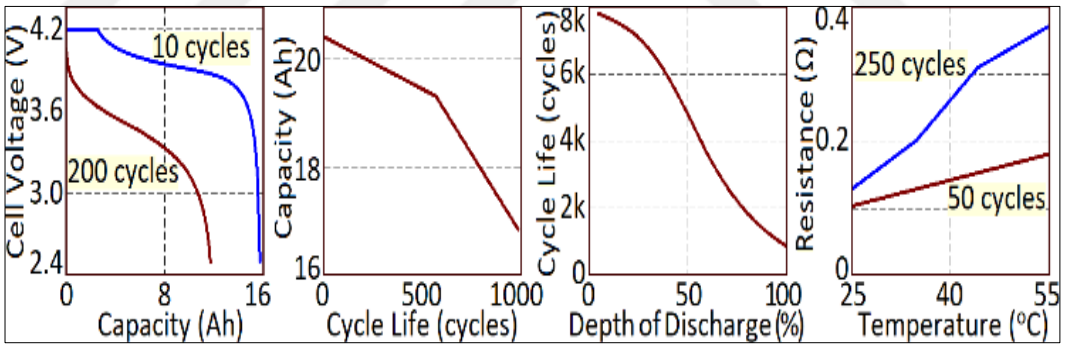
Lityum tabanlı piller anot ve katot kimyalarında kullanılan malzemelere göre faklı adlarla isimlendirilir ve güvenlik, performans, maliyet vb. gibi hususlarda farklı özellikler gösterirler.

2.2.1. Lityum İyon Piller

1970'lerin başında M. Stanley Whittingham ilk işlevsel lityum pili geliştirmiştir. Ardından 1980'li yıllarda Whittinghama ek olarak John B. Goodenough ve Akira Yoshino'nun çalışmaları neticesinde lityum iyon (Li-İon) pil teknolojisinin temelleri atılmıştır. Li-ion pilleri ticari olarak ilk defa 1991 yılında Sony Corporation

tarafından piyasaya sürülmüştür. Birim hacmi ve ağırlığı başına depolanabilen enerji miktarının fazla olması ile lityum-iyon piller; dizüstü bilgisayarlarda, cep telefonlarında, elektrikli araçların geliştirilmesinde, güneş ve rüzgâr enerjisi ile üretilen enerjinin depolanmasında kullanılmaktadır [21].

Lityum iyon pillerde kendi kendine deşarj oranı düşüktür. Uygun çalışma koşullarıyla pil çevrim ömrü 1500'den fazla döngüye ulaşabilir. Yüksek çalışma sıcaklığı ve derin deşarj pilin çevrim ömrünü azaltır. Li-ion kimyası, pilin aşırı şarjına ve derin deşarjına karşı çok hassastır [22]. Pil performansının optimizasyonu için lityum iyon pil paketine yerleştirilen koruma devresi, şarj sırasında pil hücresinin tepe voltajını sınırlar ve deşarj sırasında hücre voltajının çok düşmesini önleyerek pil güvenliğini sağlamış olur [23]. Şekil 2.1'de pilin döngü ömrü artarken kapasite kaybının da arttığı, derin deşarj edilen pilin döngü ömrünün azaldığı görülmektedir. Pil ve ortam sıcaklığının artması ve kullanıma bağlı artan döngü ömrüyle pil iç direnci artmakta ve pil uçlarından edinilen gerilim değerinin azalmasından dolayı pilden transfer edilen güç azalmaktadır.

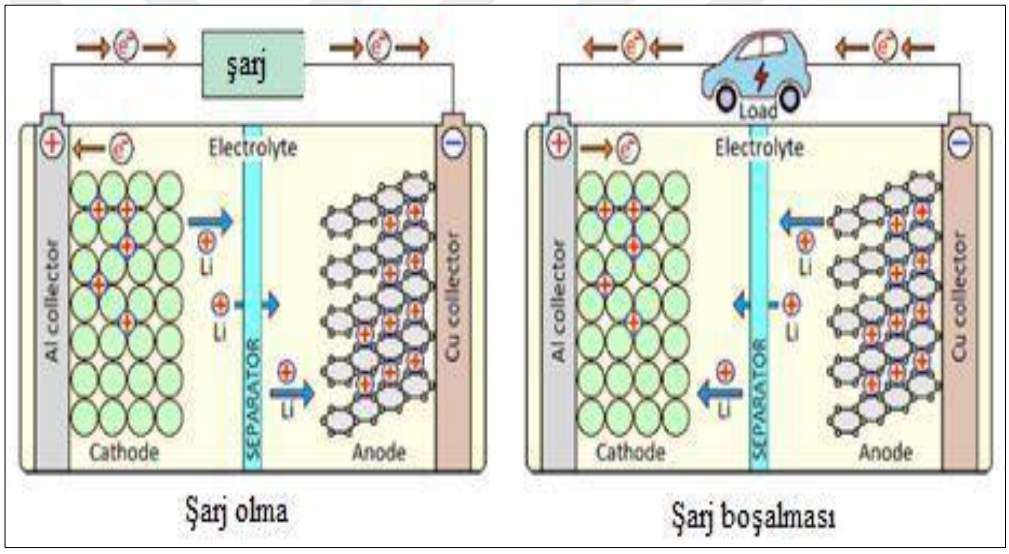


Şekil 2.1. Li-ion bataryalarda kapasite kaybına etki eden faktörler [19]

Şarj edilebilir Li-ion hücre; anot ve katot elektrotları, sıvı elektrolit ve bir ayırıcıdan oluşur**.** Katot, lityum metal oksitlerden veya fosfatlardan ($LiCoO_2$, $LiMn_2O_4$, $LiFePO_4$ vb.), anot ise çoğunlukla garafitten yapılmıştır [24]. Sıvı elektrolit, bir lityum tuzu (örneğin, $LiPF_6$) ve bir organik çözücü olan dietilen karbonat karışımından oluşur [23]. Şarj ve deşarj döngüleri esnasında pilin anot ve katot kutupları arasında pozitif iyonlar, elektrolit ile taşınmaktır. Ayırıcı(separatör) adı verilen bir yalıtım tabakası ile dahili hatalar veya anormal koşullar nedeniyle sıvı

elektrolitin kuruması durumunda elektrotlar izole edilir, anot ve katodun kısa devre yapması önlenir [19, 23].

Şekil 2.2'de Li-ion pilin çalışma yapısı görülmektedir. Pil şarj edildiğinde, katot (+) elektrodundaki lityum atomları lityum oksit (LiO_2) veya fosfattan (PO_4^{3-}) ayrılır. Li atomu kararsız bir yapıda olduğundan anında pozitif yüklü Li(+) iyonuna ve bir elektrona (e^-) ayrışır. Li(+) iyonları anoda doğru çekilerek elektrolitten akar ve grafit tabakalarında birikirler. Elektronlar, negatif yükleri nedeniyle elektrolitten geçemezler ve bu nedenle şarj cihazı üzerinden negatif elektroda akmaya zorlanırlar. Katottaki tüm Li(+) iyonları anoda ulaştığında, pilin tamamen şarj olduğu kabul edilir. Şarj esnasında Li(+) iyonları katottan çıkarılır ve anodun içine nakledilir [23].

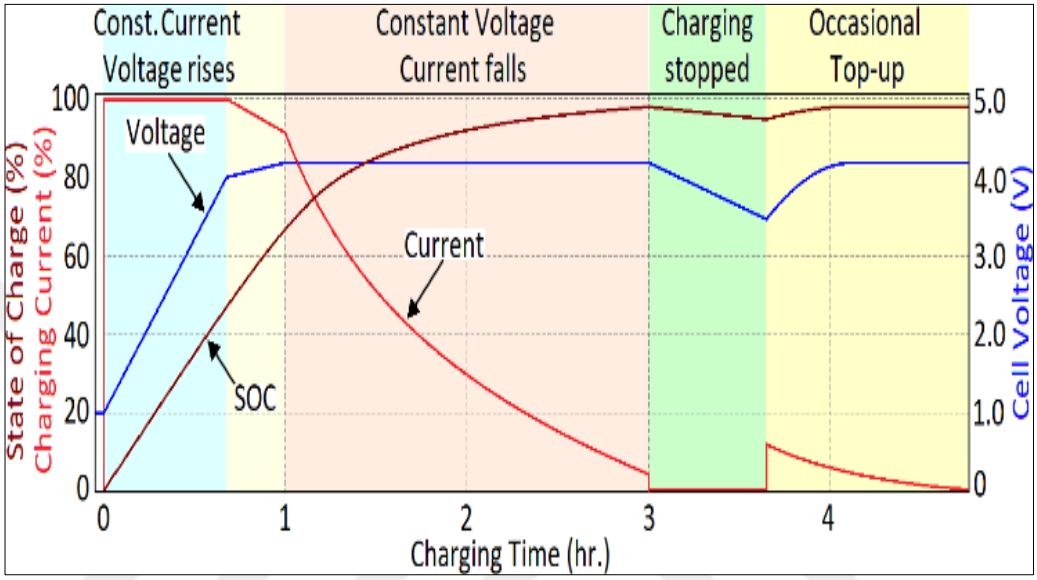


Şekil 2.2. Li-ion batarya çalışma mantığı [19]

Pil bir yüke bağlanıp deşarj edildiğinde, Li(+) iyonları ve elektronlar (e^-) anot elektrodundan katot elektroduna doğru gider ve kararlı metal oksit olarak katoda birikirler. Anottaki tüm Li(+) iyonları katoda geri taşındığında, pil tamamen deşarj olur ve yeniden şarj edilmesi gerekir [19].

Şekil 2.3'te Lityum iyon bataryaların şarj grafiği gösterilmektedir. Lityum bataryalar ilk olarak sabit akımla şarj edilir ve hücre gerilimi nominal değerin %80 'nine ulaştığında akım azalmaya başlar ve sabit gerilim şarjı başlar. Son aşamada şarj

akımı belli bir değerin altına düştüğünde şarj geriliminde küçük bir gerilim azalma olmakta ve şarj akımı belirli bir seviyeden yeniden başlatılarak damlama şarjı aşaması ile pil tam şarj edilmiş olur. Batarya voltajı 4,2 V nominal değerine ulaştığında ve şarj akımı, nominal değerin yaklaşık %3'üne düştüğünde batarya tamamen şarj edilmiş sayılır.



Şekil 2.3. Li-ion bataryanın şarj grafiği [19]

2.2.2. Lityum Polimer Piller

Li-ion ve lityum polimer (Li-Po) arasındaki en büyük fark, geleneksel Li-ion hücresinin sıvı elektrolit kullanması, Li-Po hücresinde ise katı veya gözenekli bir kimyasal elektroliti veya jel benzeri bir elektroliti kullanmasıdır. Katı elektrolitin avantajı, geleneksel Li-ion hücrelerde iç kısa devrelerin ana nedeni olan lityum metal dendritlerine karşı geçirimsiz olmasıdır [19].

Lityum polimer hücrelere genellikle katı hal hücreleri denir. Sıvı olmadığı için katı polimer hücre, geleneksel pillerin ağır koruyucu kılıflarını gerektirmez. Hücreler, düz levhalar veya prizmatik (dikdörtgen) paketler halinde oluşturulabilir veya mevcut olan herhangi bir alana sığacak değişik şekillerde yapılabildiği için hücre üretimi basitleşir ve tasarım esnekliği sağlanır. Serbest sıvı olmaması lityum polimer pilleri daha kararlı yapar ve aşırı şarjdan, hasar veya kötü kullanımdan kaynaklanan sorunlara karşı daha güçlü hale getirir. Katı elektrolit piller, uzun depolama ömürlerine sahiptir

ancak elektrotların etkili yüzey alanını ve dolayısıyla hücrenin akım taşıma kapasitesini sınırlayan katı elektrolit ayırıcıdan dolayı deşarj oranları düşüktür. Eklenen katı elektrolit hacmi, artan enerji depolaması sağlar. Bu, onları yüksek kapasiteli düşük güç uygulamalarında kullanım için ideal hale getirir. Jel içeren lityum polimer hücreler katı polimer hücrelere göre hacimsel genişlemeye daha yatkındır [20].

Düşük toksisite, yüksek kapasite ve ucuz olması üstünlükleriyle lityum metal oksitler lityum iyon pillerde katot elektrodu olarak kullanılmaktadır. Lityum Kobalt Oksit (LCO), Lityum Manganez Oksit (LMO), Lityum Nikel Kobalt Alüminyum (NCA), Lityum Nikel Manganez Kobalt (NMC), Lityum Titanat (LTO) ve Lityum Demir Fosfat (LFP) yaygın olarak kullanılan lityum tabanlı oksitlerdir [25].

2.2.3. Lityum Kobalt Oksit Piller

LCO (Lityum Kobalt Oksit) pil; uzun çevrim ömrü ve yüksek enerji yoğunluğu sağlayan fakat güç yoğunluğu düşük olan pil teknolojisidir. Yüksek özgül enerjiye sahip olduğundan uzun çalışma süreleri istenen dizüstü bilgisayarlar, kameralar ve cep telefonları gibi taşınabilir aygıtlarda kullanılırlar, ancak LCO kimyası termal olarak çok kararsızdır, çevresel ve toksik tehlikelerle ilişkilidir [20].

2.2.4. Lityum Air Piller

Li-Air (Lityum Hava) hücreleri çok yüksek bir enerji yoğunluğu sunar. Hücre voltajı 2,5 Volt ‘tur. Anotu lityumdur ve gözenekli bir karbon katot yapısında aktif kimyasal olarak hava yerine oksijen kullanır. Hücre, geleneksel anlamda katı bir katoda sahip olmadığı için, katodun ağırlığını, hacmini ve mekanik destek yapısını ortadan kaldırır. Bu nedenle lityum air pillerin aynı fiziksel boyuttaki diğer lityum pillerden alternatif olarak daha fazla enerji yoğunluğu sunabileceği anlamına gelir. Mevcut lityum pil neslinden 10 kat daha fazla enerji yoğunluğu vaat eden şarj edilebilir lityum air piller şu anda geliştirilme aşamasındadır [20].

2.2.5. Lityum Demir Fosfat Piller

LFP (Lityum Demir Fosfat) pilde bulunan fosfat kimyasının termal stabilitesi iyidir, aşırı şarj veya kısa devre gibi koşullarda daha kararlıdır ve yüksek sıcaklıklara

bozulmadan dayanabilir [25]. Yüksek özgül güce sahiptir, yüksek düzeyde güvenlik sunar, yüksek kullanım ömrüne sahiptir ve düşük maliyetlidir. Dezavantajı düşük özgül enerjisi olup performansı orta düzeydedir. Genellikle elektrikli motosikletlerde, uzun ömür ve yüksek düzeyde güvenlik gerektiren diğer uygulamalarda kullanılır [26].

2.2.6.Lityum Nikel Kobalt Alüminyum Piller

NCA (Lityum Nikel Kobalt Alüminyum) pillerin avantajı yüksek özgül enerjiye sahip olmalarıdır. Bunun dışında performans, maliyet, özgül güç ve kullanım ömrü gibi özellikleri düşünüldüğünde diğer lityum tabanlı pillerle kıyasla ortalama değere sahiptir. NCA pil kimyasının ana dezavantajı düşük güvenliktir. Yüksek özgül enerjisi ve ortalama kullanım ömrü, onu elektrikli aktarma organları için iyi bir aday yapar [26].

2.2.7. Lityum Nikel Manganez Kobalt Piller

NMC (Lityum Nikel Manganez Kobalt) pilin avantajları elektrikli araçlarda ve elektrikli bisikletlerde tercih edilen yüksek özgül enerjisi ve düşük maliyetidir. Diğer lityum tabanlı pillerle karşılaştırıldığında özgül güç, güvenlik, kullanım ömrü ve performans açısından orta düzeydedir [26].

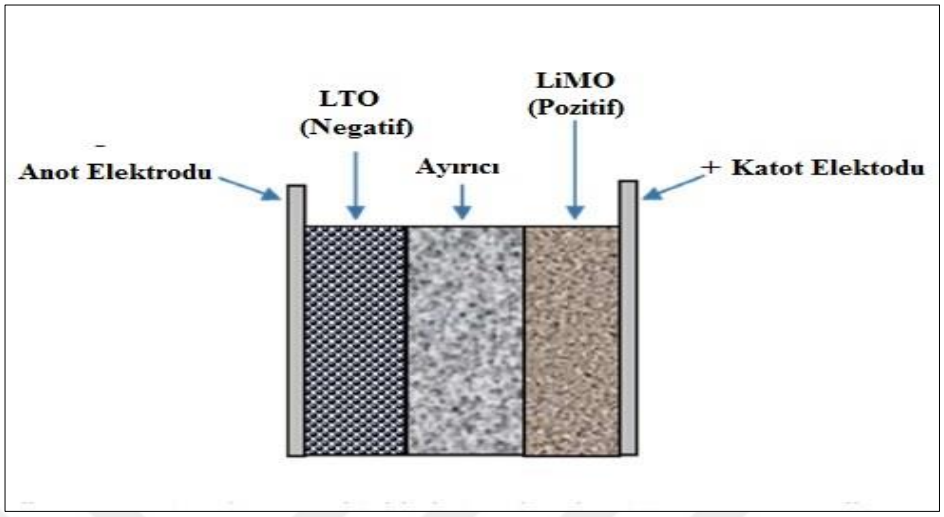
2.2.8. Lityum Manganez Oksit Piller

LMO (Lityum Manganez Oksit) pilleri diğer lityum tabanlı pillere göre orta derecede özgül güç ve enerji değerlerine sahiptirler. Maliyetleri oldukça düşüktür ancak düşük performans ve ömürlerinin az olması dezavantajlarıdır [26]. LMO hücreleri yüksek akım sağlayabilir, çok düşük iç dirence sahiptir ve termal olarak kararlıdır bu nedenle LMO piller elektrikli aletler ve tıbbi cihazlar için kullanılır [19].

2.2.9. Lityum Titanat Oksit Piller

Batarya gerilimi, şarj/deşarj verimliliği, enerji yoğunluğu, çalışma sıcaklığı, güvenlik, hacim, ağırlık, vb. gibi farklı batarya parametreleri tüketicilerin batarya tercihlerini etkilemektedir. Lityum Titanat Oksit ($Li_4Ti_5O_{12}$); piyasada bulunan çok sayıda lityum iyon pil teknolojisinden farklı olarak, çeşitli pazarlarda ilgi görmeye başlayan bir kimyadır. Şekil 2.4'te LTO pilinin yapısı görülmektedir. LTO pilinde geleneksel lityum iyon pil yapısından farklı olarak anot elektrodunda grafit yerine

lityum titanat oksit nano malzemesi kullanılmıştır. Yaygın olarak Lityum titanat (LTO) veya nano malzeme (nLTO) olarak bilinir.



Şekil 2.4. LTO pilinin yapısı [27]

Leclanche, Altairnano, Microvast ve Toshiba olmak üzere LTO pil hücresinde kullanım için birbirinden farklı kimyalara sahip lityum titanat tozu üretebilen farklı üreticiler vardır [27].

Lityum titanat pilin başlıca avantajlarından biri, hızlı şarj ve deşarj oranıdır. Şarj hızı, pil enerjisinin yenilenme hızıdır. Deşarj hızı, pilde depolanan enerjinin aktarılma hızıdır. Lityum titanat pil hücrelerinin negatif elektrotlarında kullanılan malzemelerin optimizasyonu sayesinde LTO piller hızlı şarj ve deşarj olabilirler. Bu dengeli ve hızlı şarj/deşarj kapasitesi elektrikli araçlar ve toplu taşıma otobüsleri için önemlidir [28].

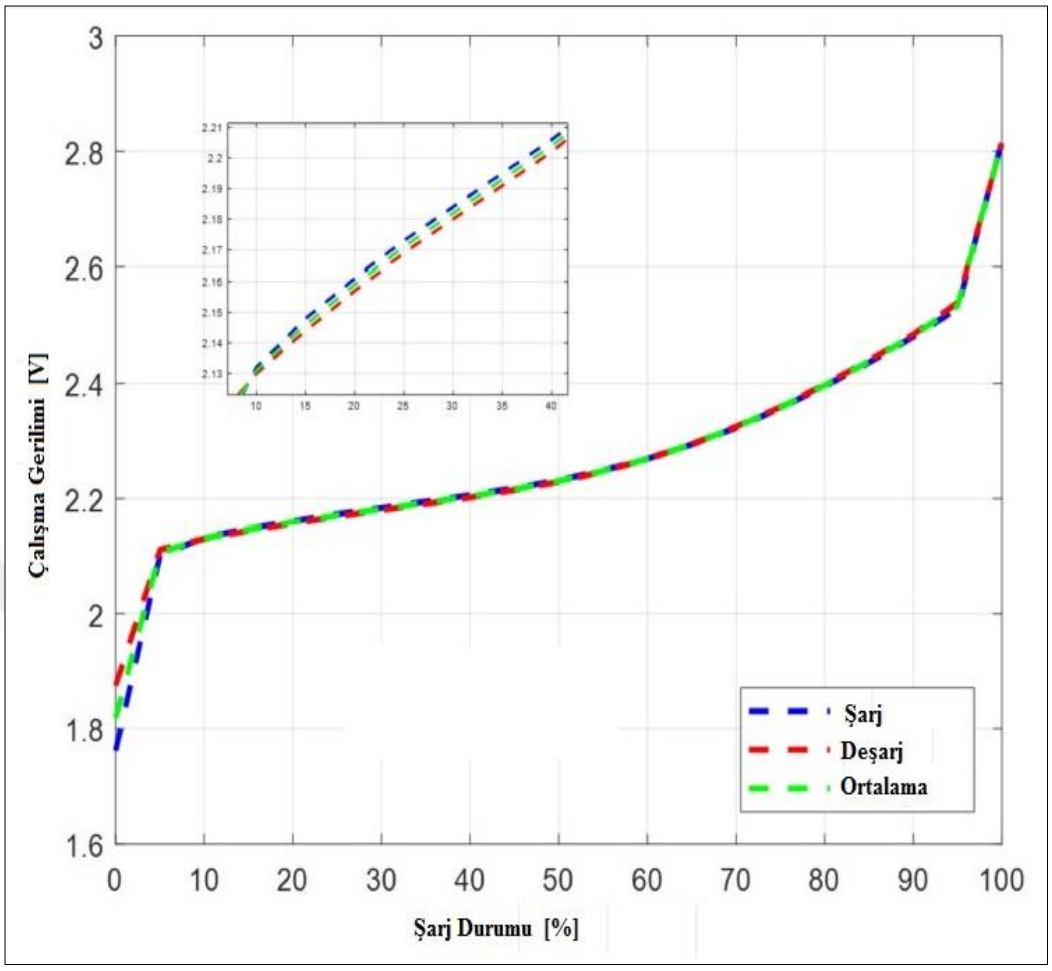
Lityum titanat piller; geleneksel lityum iyon, nikel-metal hidrit (NiMH) piller ve nikel kadmiyum (NiCd) piller gibi piyasada bulunan şarj edilebilir pil teknolojilerine göre hem daha uzun çevrim ömrüne hem de takvim ömrüne sahiptir. Herhangi bir şarj edilebilir pilin enerji depolama yeteneği, tekrarlanan şarj/deşarj döngülerinin bir sonucu olarak azalacaktır. Bir pilin "döngü ömrü", enerji depolama kapasitesinde önemli bir azalma olmadan şarj edilip deşarj edilebileceği sayıdır. Lityum titanat pil, sıfır gerinimli bir malzeme olarak adlandırılır. Sıfır gerinme

durumu; pil kimyasında kullanılan malzemenin bir lityum iyonunun, şarj/deşarj süreçlerinde malzemeye girip çıkması üzerine esasen şekil değiştirmediği anlamına gelir. Geleneksel lityum iyon pillerdeki en yaygın malzeme olan grafit, her şarj/deşarj döngüsünde %8'e kadar genişler ve daralır. Hacimdeki bu sürekli değişiklik, lityum titanat anotlarımıza göre önemli ölçüde daha kısa olan bir döngü ve takvim ömrüne yol açar. Sıfır gerinim özelliklerinden dolayı 25.000 döngüden sonra bile LTO hücreler orijinal şarj kapasitelerinin %80'inden fazlasını korur [28].

Nano lityum titanat piller; düşük ve yüksek sıcaklıklarda da iyi performans gösterirler. -30°C'de şarj kapasitesinin % 90'nına kadar şarj edilebilirler. Buna karşılık, yaygın lityum iyon teknolojisi bu düşük sıcaklıkta neredeyse şarj etme özelliğine sahip değildir ve kurşun asit, NiMH ve NiCd gibi diğer şarj edilebilir pil türlerinin bu düşük sıcaklıkta şarj olması 10 ila 20 kat daha uzun sürer [28].

Termal kaçak, pil kimyasının bozularak pilin aşırı ısınmasına ve potansiyel olarak patlamasına veya alev almasına neden olacağı sıcaklıktır. Bu sıcaklık genellikle kritik sıcaklık olarak adlandırılır. Geleneksel grafit anotlar kullanan lityum iyon pil hücreleri için kritik sıcaklık, grafit ve elektrolit arasındaki kimyasal reaksiyonun doğrudan bir sonucu olarak yaklaşık 130°C'dir. LTO pillerde bu kritik sıcaklık; grafit yerine nano lityum titanat anot ve uygun bir katot malzemesi ile 180°C'ye yakındır. Yüksek güçlü uygulamalar için geliştirilen bataryalar, genellikle tek bir modüler pil ünitesinin parçası olarak birlikte çalışan çok sayıda pil hücresinden oluşur. Çok sayıda hücre tek bir pil ünitesinde toplandığında, termal kaçak olasılığı ve bununla ilişkili riskler artar. Dolayısıyla kritik sıcaklık eşiği ne kadar yüksek olursa batarya güvenliğine katkısı da aynı oranda sağlanmış olur. LTO pillerde; kritik sıcaklığın diğer rakip lityum iyon pillerden daha yüksek olması onları avantajlı hale getirir [28].

Şekil 2.5'te oda sıcaklığında LTO pilinin şarj/deşarj süreçlerinde çalışma gerilimi ve şarj durumu değişimi görülmektedir. Şarj, deşarj ve ortalama eğrilerinin kesişmesi LTO hücresinin kararlı bir çalışma voltajına sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 2.5. LTO pilinin çalışma gerilimi ve şarj durumu değişimi [29]

Lityum titanat piller oda sıcaklığında; geleneksel lityum iyon pillere kıyasla daha düşük enerji yoğunluğu sergiler. Daha düşük olan çalışma gerilimi ticari uygulamalarda sistem ağırlığını ve birim maliyetleri arttırır. Enerji yoğunluğu kilogram başına watt-saat veya litre başına watt-saat olarak tanımlanır ve pilin birim ağırlığı veya birim hacmi başına düşen mevcut enerjiyi ifade eder. Yüksek enerji yoğunluğuna sahip bir pil, birim ağırlık veya hacim başına daha düşük enerji yoğunluğuna sahip bir pilden daha fazla enerji sağlar. Lityum titanat pillerdeki bu düşük enerji yoğunluğu dezavantajı LTO'nun; oda sıcaklığından, daha soğuk ortamlara veya daha sıcak ortamlara doğru hareket ettiği geniş bir çalışma ortamı sıcaklığı aralığında sabit performans göstermesi ve büyük araçlar, kesintisiz güç kaynakları, kamu hizmetleri vb. gibi pil hacminin önemli bir sorun olmadığı

ortamlarda, daha büyük bir hacimle tasarlanarak alternatif rakiplerine eşdeğer enerji yoğunluklarını yakalayabilmesi ile dengelenebilir[28].

LTO (Lityum Titanat Oksit) pil hızlı şarj edilebilmesi, yüksek şarj/deşarj oranı, yüksek güvenlik, yüksek performans ve uzun kullanım ömrü sunar. Düşük hücre gerilimleri ve yüksek maliyetleri bu bataryanın dezavantajlarıdır. Güç kaynakları, elektrikli araçlar, güneş enerjisini depolamak ve akıllı şebekeler oluşturmak için kullanılabilir**.**

2.2.10. Lityum Sülfür Piller

Li-S (Lityum Sülfür), lityum-iyon metal oksit kimyalarından önemli ölçüde daha yüksek enerji yoğunluklu bir kimyadır. Hücre nominal gerilimi 2,1V olan lityum sülfür hücreleri aşırı şarja karşı toleranslıdır, ancak sınırlı döngü ömrü vardır. Hem sülfür hem de lityum disülfit çoğu elektrolitte nispeten çözünmezken polisülfitlerin çoğu çözünür ancak polisülfitlerin elektrolitler içinde çözünmesi, hücrenin çevrim ömrünü kısaltır ve aktif kükürt maddesinin geri dönüşümsüz kaybına neden olur. Geliştirilme aşamasında olup henüz ticari olarak mevcut değildir [30].

Lityum tabanlı pil türlerinin kendi aralarında kıyaslanmaları, avantaj ve dezavantajları Tablo2.2‘deki gibi özetlenmektedir.

Tablo 2.2. Lityum tabanlı pil türlerinin avantaj/dezavantajları [12]

Lityum Piller	Avantajları	Dezavantajları
Lityum-İyon (Li-İon)	▪Yüksek özgül güç ve enerji ▪Uzun çevrim ve raf ömrü ▪Yüksek hücre gerilimi ▪Düşük ağırlık ve düşük kendi kendine deşarj oranı	▪Yüksek sıcaklıkta bozunur ▪Aşırı şarj/deşarjda kapasite kaybı ve termal kaçak oluşur ▪Güvenlik nedeniyle koruyucu devre gereklidir
Lityum-Polimer (Li-Po)	▪Yüksek özgül enerji ▪Yüksek özgül güç ▪Tasarım esnekliği, daha hafif ve daha esnek	▪Deşarj oranları düşüktür. ▪Şarj/deşarj sırasında şişmeye (hacimsel değişmeye) daha yatkındır.
Lityum-Demir Fosfat ($LiFePO_4$) (LFP)	▪Yüksek çevrim ömrü ve özgül güç, düşük maliyet ▪Termal kararlılığa sahiptir	▪Düşük özgül enerji
Lityum-Kobalt-Oksit ($LiCoO_2$) (LCO)	▪Yüksek özgül enerji ▪Yüksek hücre gerilimi	▪Kobalt toksiktir ▪Düşük çevrim ömrü ▪Yüksek maliyet
Lityum-Manganez-Oksit ($LiMn_2O_4$) (LMO)	▪Yüksek hücre gerilimi ▪Termal olarak kararlı ▪Mangan ucuzdur, boldur, çevreye az zarar verir	▪Düşük özgül enerji ▪Düşük çevrim ömrü
Lityum-Nikel-Kobalt-Alüminyum ($LiNiCoAlO_2$) (NCA)	▪Yüksek özgül enerji ▪Yüksek özgül güç	▪Düşük çevrim ömrü ▪Düşük güvenlik ▪Yüksek maliyet
Lityum-Nikel-Kobalt-Manganez ($LiNiCoMnO_2$ (NCM)	▪Yüksek özgül güç ve enerji ▪Yüksek verimlilik ▪Düşük maliyet	▪Düşük kararlılık
Lityum-Titanat-Oksit (LTO)	▪Yüksek özgül güç ve enerji ▪Yüksek şarj ve deşarj oranları, hızlı şarj edilebilme ▪Yüksek güvenlik , termal kararlılık	▪Yüksek maliyet ▪Düşük hücre gerilimi
Lityum-Sülfür (Li-S)	▪Yüksek özgül güç ve enerji ▪Yüksek hacimsel enerji yoğunluğu ▪Geniş sıcaklık aralığında çalışma	▪Düşük hücre gerilimi ▪Düşük çevrim ömrü ▪Yüksek kendi kendine deşarj oranı
Lityum-Hava (Li-Air)	▪Yüksek teorik özgül enerji	▪Düşük çevrim ömrü ▪Havadaki diğer bileşenler lityum elektrotu etkiler.

2.3. Lityum Tabanlı Bataryalarda Şarj Durumu Tahmin Yöntemleri

SOC tahmini değerleri; bataryaların dahili sıcaklıkları ve ortam sıcaklıkları, şarj/deşarj akım değişiklikleri, döngü ömürleri, farklı hata birikimleri ve yaşlanma gibi doğrusal olmayan davranış değişiklikleri nedeniyle öngörülmesi zor olan değerlerdir.

Bataryaların şarj durumu tahmin yöntemleri; hata miktarları, doğruluk, kararlılık, karmaşıklık gibi özelliklerin yanı sıra avantaj ve dezavantajları, uygulama alanları göz önünde bulundurularak geleneksel yöntemler, filtre tabanlı yöntemler, gözlemci tabanlı yöntemler, veriye dayalı yöntemler, diğer tahmin yöntemleri ve hibrit yöntemler şeklinde altı ana kategoriye ve bu ana kategorilerinde alt kolları şeklinde aşağıdaki gibi tablolar halinde özetlenmektedir [31].

2.3.1. Geleneksel Yöntemler

SOC tahmini için geleneksel yöntemler**;** deşarj deney yöntemi (DEM), amper-saat integral yöntemi (AhIM), açık devre voltajı (OCV), iç direnç yöntemi (IRM), model tabanlı yöntem (MBM) şeklinde alt kollara ayrılır. SOC tahmini için yapılan ilk girişimlerden olan geleneksel yöntemler basit uygulaması ve düşük maliyeti ile çoğunlukla SOC tahmini için yapılan diğer yöntemlerle uygulanırlar [31]. Tablo 2.3'te şarj durumu tahmininde kullanılan geleneksel yöntemlerin türleri özetlenmektedir.

Tablo 2.3. SOC tahmininde geleneksel yöntemler [31]

Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
DEM	Kalan pil kapasitesini tam olarak yakalayabilir. Yüksek Doğruluk.	Zaman alıcıdır. Çevrimdışıdır. Sistemin işlevi kesintiye uğrar.	Pil kapasitesini kalibre etmek için çok uygundur.
AhIM	Kolay uygulanır. Düşük güç tüketimi vardır. Çevrimiçidir.	Hata birikimi olur. İlk SOC değerinin doğru olarak ölçülmesi gerekir.	Çevrimiçi SoC tahmini için çeşitli yöntemlerle birlikte uygulanır.
OCV	Anlaması kolaydır. İlk SoC kalibrasyonu için uygundur. OCV, SOC ile doğrusal bir ilişki içindedir.	SOC değeri sıcaklık ve yaşlanma durumuna karşı hassastır. Zaman Alıcıdır. Pilin dengeye ulaşması için dinlenme süresi uzundur.	Laboratuvarda pilin şarj veya deşarjının kesilip kesilmediğini çevrimdışı olarak belirlemek için sıklıkla kullanılır.
IRM	Kısa yürütme süresi içinde gerekli hesabı yapar. SOC ile ilişkili olan pilin dinamik davranışlarına daha derinden bakabilir.	Yalnızca deşarj sonunda etkilidir. Miliohm aralığındaki düşük değer nedeniyle doğru iç direnç elde edilmesi zordur.	Çevrimdışı pil iç direnç ölçümlerinde kullanılır.
MBM	Çevrimiçidir. Yüksek hassasiyetle ölçüm yapar.	Büyük ölçüde model doğruluğuna bağlıdır.	SoC tahmini için çeşitli yöntemlerle birlikte uygulanır.

2.3.2. Gözlemci Tabanlı Yöntemler

SOC tahmini için gözlemci yöntemler**;** luenberger gözlemcisi (LO), oransal-integral gözlemcisi (PIO), kayan mod gözlemcisi (SMO), doğrusal olmayan gözlemci (NLO) şeklinde alt kollara ayrılır. Batarya SOC tahmininde, pil özelliklerinin güçlü doğrusal olmama sorununun üstesinden gelmek için durum hataları, model belirsizlikleri ve dış bozulmaları göz ardı edilebildiğinde veya geri besleme döngüsü tarafından ortadan kaldırıldığında gözlemci tabanlı yöntemler kullanılabilir [31]. Tablo 2.4'te şarj durumu tahmininde kullanılan gözlemci tabanlı yöntemlerin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir.

Tablo 2.4. SOC tahmininde gözlemci tabanlı yöntemler [31]

Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
LO	Çevrimiçi uygulanması kolaydır.	Doğrusal özelliğinden dolayı, güçlü doğrusal olmayan sistem altında büyük ölçüde bozulabilir.	Çevrimiçi SoC tahmini için çeşitli yöntemlerle birlikte uygulanır.
PIO	Yapısı basittir. Hesaplama süresi daha azdır. İlk SOC hatasını ortadan kaldırır.	Parametreleri ayarlamak zordur.	Zamanla değişen parametre modellerinde kullanılır.
SMO	Güçlü sağlamlık. Güçlü izleme performansı.	Yüksek hesaplama karmaşıklığı vardır. Anahtarlama kazancını ayarlamak zordur.	SOC bozulmalarını düzelten yöntemlerle kullanılır.
NLO	Güçlü doğrusal olmayan işleme yeteneği. Model parametrelerinden az etkilenir. Sağlam izleme performansı vardır.	Uygun kazanç matrisini bulmak zordur. Tasarımı detaylıdır.	Yüksek doğruluk ve sağlamlık gerektiren uygulamalarda kullanılır.

2.3.3. Filtre Tabanlı Yöntemler

SOC tahmini için filtre tabanlı yöntemler; kalman filtresi (KF), H sonsuz (∞) filtresi (HIF), sigma noktası kalman filtresi (SPKF), parçacık filtresi (PF), kübik kalman filtresi (CKF) şeklinde alt kollara ayrılır. Dinamik bir sistem olan pilin iç durumundan SOC' un gerçek zamanlı durum yanıtını elde etmek için filtrenin çıkış durumunu giriş durumuyla kıyaslayan ve yeniden düzelten matematiksel denklem setleri ile tahmin hataları azaltılır [31]. Tablo 2.5'te şarj durumu tahmininde kullanılan filtre tabanlı yöntemlerin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir.

Tablo 2.5. SOC tahmininde filtre tabanlı yöntemler [31]

Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
KF	Çevrimiçidir. Başlangıçtaki SoC'ye duyarsızdır. Yüksek doğruluk. Gürültü reddi ve hata giderme.	Model doğruluğuna dayanır. Kapsamlı alan bilgisi gereklidir. Dış kaynaklı bozulmalar olumsuz etkiler.	Değişen akıma sahip EV'ler için SOC tahmininde yaygın olarak uygulanır
HIF	Gürültü bastırma. Parametre belirsizliklerinde güçlü sağlamlık.	Yüksek hesaplama karmaşıklığı. Yaşlanma ve sıcaklıktan etkilenir.	Yüksek dinamik sürüş ortamlarının SOC tahmininde uygulanır.
SPKF	Karmaşık matris hesaplamalarından kaçınır. 2. dereceden Taylor doğruluğu. Gürültüler üzerinde mükemmel filtreleme etkisi.	Büyük ölçüm sapması ve boyutsallık sorunları için uygun değil.	Pil yönetim sisteminde düşük performanslı ve düşük enerji tüketimi olan işlemlerin tahmininde kullanılır.
PF	Gauss olmayan sistem gürültüsünü iyi yönetir. Gürültüye karşı bağışık ve birikmiş hatalardan arındırılabilir. Yüksek doğruluk ve güçlü sağlamlık.	Karmaşık hesaplamalar içerir. Gerçek zamanlı düzeneklerde kullanılması oldukça güçtür.	Pil yönetim sisteminde düşük performanslı ve düşük enerji tüketimi olan işlemlerin tahmininde kullanılır.
CKF	Gauss gürültüsünü iyi idare eder. Yüksek boyutlu durum tahmini. Hatalara karşı yüksek sağlamlık sağlar.	Büyük hesaplama maliyeti.	Yüksek hesaplama verimliliği gereksinimi olan işlemlerde kullanılır.

2.3.4. Veriye Dayalı Yöntemler

SOC tahmini için veriye dayalı yöntemler; sinir ağı (NN), bulanık mantık (FL), destek vektör makinesi (SVM), derin öğrenme (DL) şeklinde alt kollara ayrılır. Veriye dayalı yöntemler; değişken çalışma koşulları altında bataryanın akım, voltaj ve sıcaklık gibi değerlerinden edinilen verileri kullanarak SOC'yi hassas bir şekilde tahmin edebilir ve pil modeli olmadan pilin doğrusal olmayan özelliklerini yakalayabilir [31]. Tablo 2.6'da şarj durumu tahmininde kullanılan veriye dayalı yöntemlerin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir.

Tablo 2.6. SOC tahmininde veriye dayalı yöntemler [31]

Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
NN	Bağımsız model. Yüksek doğruluk. Bağımsız çalışma yeteneği.	Büyük miktarda eğitim verisi gektirir. Genelleme yeteneği sorunları.	Çok sayıda deneysel verinin öncülüğünde SoC tahmini için çeşitli yöntemlerle birlikte uygulanır.
FL	Matematiksel modele ihtiyaç duymaz ve uygulanması oldukça kolaydır. Doğrusal olmayan sistemlerde iyi sonuç verir. Güçlü hata toleransı.	Düşük kendi kendine öğrenme yeteneği. Büyük bellek birimleri gereklidir. Kararlılık, gözetlenebilirlilik ve denetlenebilirlik analizinin yapılamaması.	Belirsiz ve zamanla değişen, karmaşık sistemlerin denetim işlemlerinde kullanılır.
SVM	Mükemmel öğrenme ve genelleme becerileri. Yüksek boyutlu durum tahmini.	Karmaşık matematiksel hesaplama. Zaman alıcı deneme-yanılma süreci.	Gözetimli öğrenme ve sınıflandırma işlemlerinde kullanılır.
DL	Güçlü doğrusal olmayan haritalama yeteneği. Yüksek gürültü sorunları ile iyi başa çıkar.	Zaman alıcı eğitim süreci.	Yüksek performanslı işlemciler ile doğrusal olmayan pil özelliklerini tahmin eden SOC yöntemleriyle kullanılır.

2.3.5. Diğer Tahmin Yöntemleri

SOC tahmini için diğer tahmin yöntemleri; özyinelemeli en küçük kare yöntemi (RLS), çift yönlü doğrusal enterpolasyon yöntemi (BI), sabit yerleştirme yöntemi (IIM), çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri (MARS), dürtü yanıtı (IR), meta-sezgisel algoritma (MhA) şeklinde alt kollara ayrılır. Diğer tahmin teknikleri, genellikle SoC tahminine yardımcı olmak ve tahminin daha hızlı, daha doğru bir şekilde yapılmasını kolaylaştırırlar [31]. Tablo 2.7'de şarj durumu tahmininde kullanılan diğer tahmin yöntemlerinin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir.

Tablo 2.7. SOC tahmininde diğer tahmin yöntemleri [31]

Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
RLS	Bozulmaların varlığında pil parametrelerini hesaplar.	Farklı gürültü ortamlarında hatalı. Veri doygunluğu nedeniyle elde edilen bilgiler birbirini tekrarlar.	Uyarlanabilir filtrelerde kullanılır. Çevrimiçi parametre tanımlamada veya kalibrasyon yapmada kullanılır.
BI	Kararlı performans. Yüksek doğruluk. Kolay uygulanır.	Yalnızca sabit akım şarjı ve deşarjı için geçerlidir.	SoC, terminal voltajı ve akım arasındaki ilişkileri kurmak için kullanılır.
IIM	Parametre varyasyonuna karşı iyi. Gürültü bastırma. Basit hesaplama.	Parametrelerin tahmin edilmesi için zaman alıcı deneme yanılma süreci gerekir.	Parametre tanımlamasını gerçekleştirmek, gürültü etkilerine karşı çok durumlu SoC tahmincisi tasarlamak için kullanılır.
MARS	Doğrudan hesaplama. Hızlı yakınsama. Yüksek hassasiyet.	Aykırı değerlerin varlığı.	Diğer yöntemlerle birlikte daha doğru tahmin elde etmek için kullanılır.
IR	İyi yakınsama yeteneği.	Akım darbe genişliğinin zaman sabitinden büyük olması durumunda zayıf hassasiyet.	Diğer yöntemlerle birlikte daha doğru tahmin elde etmek için kullanılır.
MhA	Basit yapı. Yüksek esneklik. Düşük hesaplama yükü.	Güçlü rastgelelik.	Çevrimiçi parametre tanımlamada kullanılır.

2.3.6. Hibrit Yöntemler

SOC tahmini için hibrit yöntemler; bireysel yöntemlerin özünde var olan faydalı ve sınırlı özellikler gözetilerek, SOC tahmini için birbirilerini tamamlayan çeşitli yöntemlerin kombinasyonundan oluşurlar [31]. Tablo 2.8'de şarj durumu tahmininde kullanılan hibrit tahmin yöntemlerinin türleri incelenmekte ve özetlenmektedir.

Tablo 2.8. SOC tahmininde hibrit yöntemler [31]

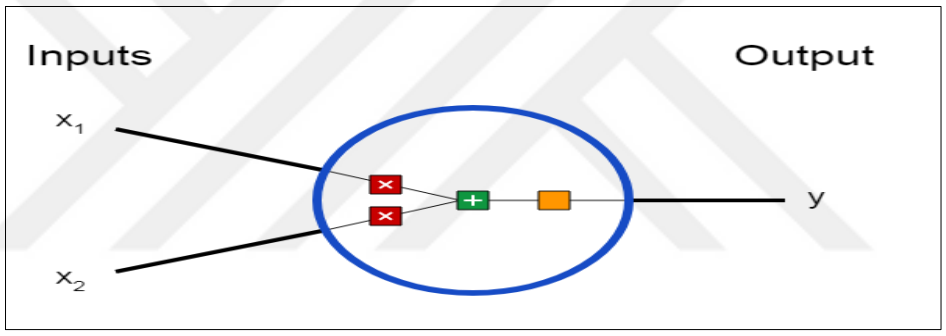
Yöntem	Avantajları	Dezavantajları	Uygulama Alanları
ACIM-EKF, PIO-RLS, EKF-FL, AUKF-MARS	Daha etkin ve güvenilir tahmin sonuçları.	Son derece karmaşık hesaplama. Daha uzun hesaplama süresi. Farklı yöntemleri birleştirmek zordur.	Farklı etkili araçların karşılıklı kombinasyonu ile zamanla değişen dinamik pil sisteminde SOC'yi tahmin etmek için kullanılırlar.

2.4. Yapay Sinir Ağları ve Mimarileri

Yapay sinir ağları (YSA) gürültülü veri kümelerinden alakasız bilgileri filtrelemede ve eğitim veri kümesinde görüntülenen kalıplara dayalı olarak güçlü bağlantılar kurmada ustadır [32]. YSA; uyarlanabilir bir sistem olarak kabul edilir, bu da öğrenme aşaması için bilgi akışı kazanımlarının farklı yapısına dayalı olarak şeklini değiştirebildiği anlamına gelir. Temel olarak, YSA'da iki konfigürasyon modu vardır. Birincisi ileri beslemeli, ikincisi geri yayılımlı YSA'lardır [33]. YSA'lar nöron olarak adlandırılan veri işleme elemanından oluşur ve her nöron, bir veya daha fazla girişten tek bir çıkışa karşılık gelir. Uygun bir şekilde eğitildiğinde YSA, çok doğru ve güçlü bir araç haline gelir ve farklı nöron mimarilerini kullanarak hemen hemen her doğrusal olmayan sistemi modelleyebilir. YSA girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrendikten sonra çözümleri genelleştirebilir. YSA'nın eğitim süreci, çıktıları

tarafından üretilen çözümleri genelleştirmek için nöronlarının sinaptik ağırlıklarını ve eşiklerini ayarlayarak gerekli olan sıralı adımların yani öğrenme algoritmasının uygulanmasından oluşur. Genellikle, sistem davranışının mevcut tüm örneklerini içeren girdiler, eğitim ve test amaçlı iki alt veri kümesine bölünür. Girdilerin %60-90'nının rastgele örneklerinden oluşan eğitim alt kümesi, esasen öğrenme sürecinde kullanılacaktır. %10-40'lık kısmı ise test alt kümesi olarak üretilen genelleme çözümlerinin ağ yeteneklerinin kabul edilebilir seviyelerde olup olmadığını doğrulamak için kullanılacaktır [34].

Yapay sinir ağı (YSA) mimarisi, nöronların birbiriyle ilişkili olarak nasıl düzenlendiğini veya yerleştirildiğini tanımlar. Şekil 2.6'da iki girişli bir nöronun yapısı görülmektedir.



Şekil 2.6. İki girişli bir nöron yapısı [35]

Kullanılan her bir nöron yapısında üç temel süreç çalıştırılmaktadır. İlk aşamada Denklem 2.1 ve Denklem 2.2'de görüldüğü gibi her bir giriş, rastgele atanmış bir ağırlık değeri ile çarpılır.

$$x_1 \rightarrow x_1 * w_1 \tag{2.1}$$

$$x_2 \rightarrow x_2 * w_2 \tag{2.2}$$

İkinci aşamada; Denklem 2.3'te görüldüğü gibi ağırlıklandırılmış yeni girdiler, bias (b) sapma katsayısı ile toplanır.

$$\sum(x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + b) \tag{2.3}$$

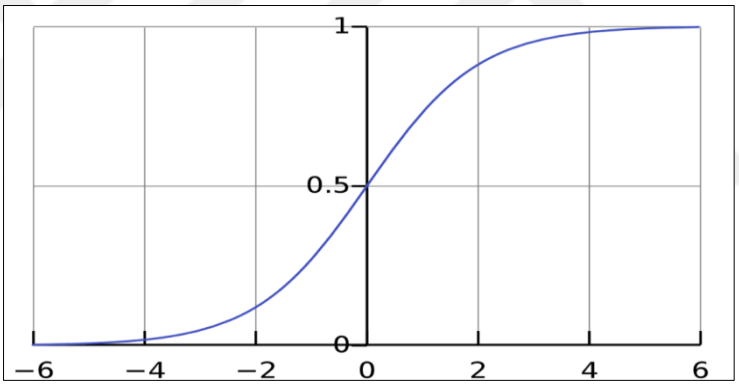
Üçüncü aşamada ise Denklem 2.4'te görüldüğü gibi elde edilen toplam değeri, aktivasyon fonksiyonundan geçirilir.

$$y = f(x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + b) \tag{2.4}$$

Aktivasyon işleminde; sınırsız giriş verisi, öngörülebilir bir çıkış verisine dönüştürülürken Denklem 2.5'te görüldüğü gibi çoğunlukla Sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır.

$$Sigmoid(x) = f(x) = 1/\left(1 + e^{(-x)}\right) \tag{2.5}$$

Giriş verileri (-∞, ∞) aralığında değişirken sigmoid fonksiyonuna göre çıkış verileri (0,1) aralığında değer alabilir. Şekil 2.7'de sigmoid fonksiyonu görülmektedir. [35].



Şekil 2.7. Sigmoid fonksiyonu gösterimi [35].

Denklem 2.6 ve 2.7'de belirtilen parametrelere sahip 2 girişli bir nöron yapısında, sigmoid aktivasyon fonksiyonunu çalıştırdığımızda;

$$w = [w_1\ w_2] = [0\ \ 1]$$
$$x = [x_1\ x_2] = [2\ \ 3] \tag{2.6}$$

$$b = 4 \tag{2.7}$$

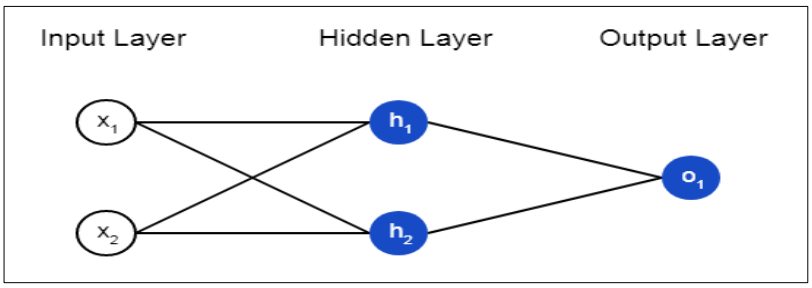
Denklem 2.1 ve 2.2'deki skaler çarpımlar yapılıp b katsayısı eklendiğinde ve aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullandığında Denklem 2.8'de görüldüğü gibi sigmoid aktivasyon fonksiyonundan; 0,999 çıkış verisi elde edilir.

$$y = f(w*x + b) = f(7) = 0{,}999 \tag{2.8}$$

2.4.1.Yapay Sinir Ağlarında Nöronların İşlevi

Bir YSA; giriş katmanı, gizli katman veya görünmez katman ve çıktı katmanından oluşur. Giriş katmanı; dış ortamdan bilgi (veri, sinyal, özellik veya ölçüm) almaktan sorumludur. Dış ortamdan alınan bu girdiler genellikle aktivasyon fonksiyonları tarafından üretilen limit değerler içinde normalleştirilir. Bu normalleştirme, ağ tarafından gerçekleştirilen matematiksel işlemler için daha iyi sayısal kesinlik sağlar. Gizli katmanlar; analiz edilen süreç veya sistemle ilişkili kalıpları çıkarmaktan sorumlu olan nöronlardan oluşur. Çıktı katmanı da nöronlardan oluşur ve önceki katmanlardaki nöronlar tarafından gerçekleştirilen işlemlerden kaynaklanan nihai ağ çıktılarının üretilmesinden ve sunulmasından sorumludur [34].

Yapay sinir ağları, birbirine bağlı bir grup nöron yapısından meydana gelmektedir. Şekil 2.8'de giriş katmanı iki adet girişten, gizli katmanı iki adet nörondan ve çıkış katmanı 1 adet nörondan oluşan bir yapay sinir ağı görülmektedir.



Şekil 2.8. Yapay sinir ağı yapısı [35]

Şekil 2.8'deki ağ yapısını kullanarak bütün nöronların aynı ağırlıkta ve aynı bias (b) sapma katsayısına sahip olduğunu kabul eder ve Denklem 2.9'da belirtilen parametreler için yapay sinir ağı çalıştırıldığında ;

$$w = [w_1\ w_2] = [0\ \ 1]$$
$$b = 0 \tag{2.9}$$
$$x = [x_1\ x_2] = [2\ \ 3]$$

ve h_1, h_2, o_1 temsil ettikleri nöronların çıktılarını gösterirken;

$$h_1 = h_2 = f(w^*x + b)$$
$$f\big((0^*2) + (1^*3) + 0\big) \tag{2.10}$$
$$f(3) = 0{,}9526$$

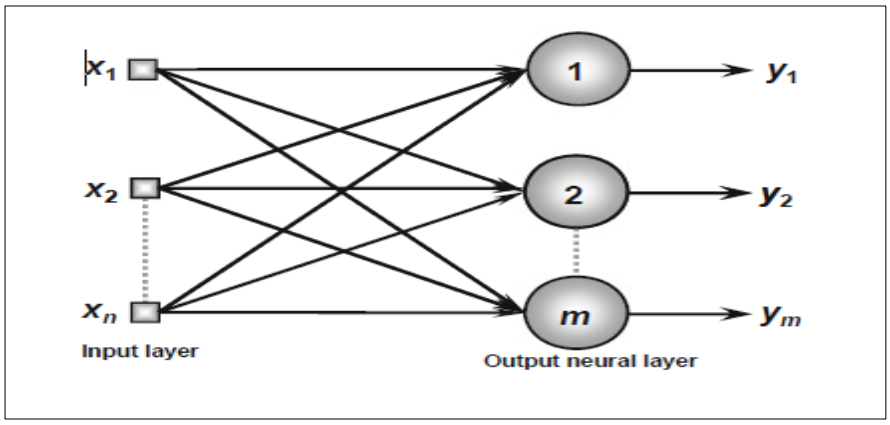
olur. Sistem çıktısı olarak, Denklem 2.11'de 0.7216 sonucu elde edilir.

$$o_1 = f(w^*(h_1 h_2) + b)$$
$$f\big((0^*h_1) + (1^*h_2) + 0\big) \tag{2.11}$$
$$f(0{,}9526) = 0{,}7216$$

Sistem, nöronların birbirileriyle olan etkileşimleri vasıtasıyla her bir nörona belirli ağırlıklar atayarak çıkış elde etmektedir. YSA mimarileri nöron yerleşimi ve nöronların birbirine nasıl bağlı olduğu ve katmanlarının nasıl oluştuğu göz önüne alındığında; tek katmanlı ileri beslemeli ağ, çok katmanlı ileri beslemeli ağ, tekrarlayan veya geri beslemeli ağ ve mesh ağları şeklinde oluşturulabilir.

2.4.2. Tek Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

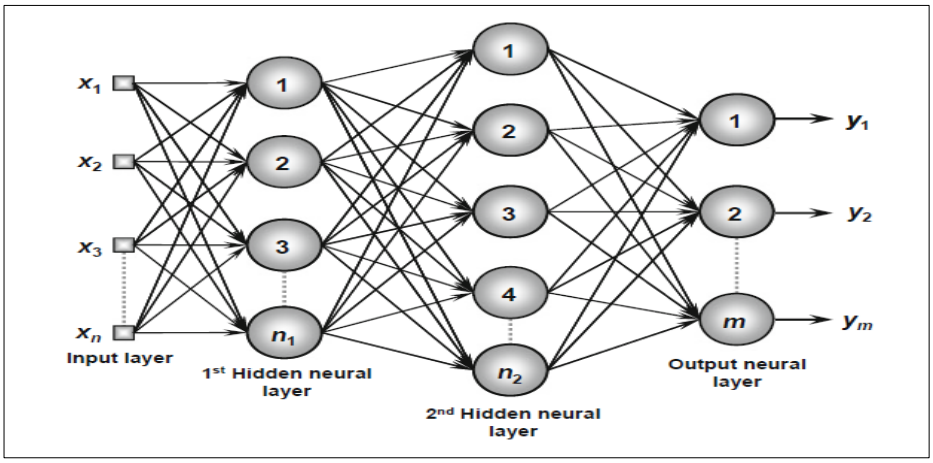
Bu mimari sadece bir girdi katmanına ve aynı zamanda çıktı katmanı olan tek bir sinir katmanına sahiptir. Şekil 2.9. n girdi ve m çıktıdan oluşan basit katmanlı ileri beslemeli bir ağı göstermektedir. Giriş katmanından çıkış katmanına tek bir yönde bilgi akar. Şekil 2.9'dan bu mimariye ait ağlarda, ağ çıkış sayısının çıktı katmanındaki nöron miktarıyla eşleştiğini görmek mümkündür. Bu ağlar genellikle örüntü sınıflandırma ve doğrusal filtreleme problemlerinde kullanılır [34].



Şekil 2.9. Tek katmanlı ileri beslemeli ağ [34]

2.4.3. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

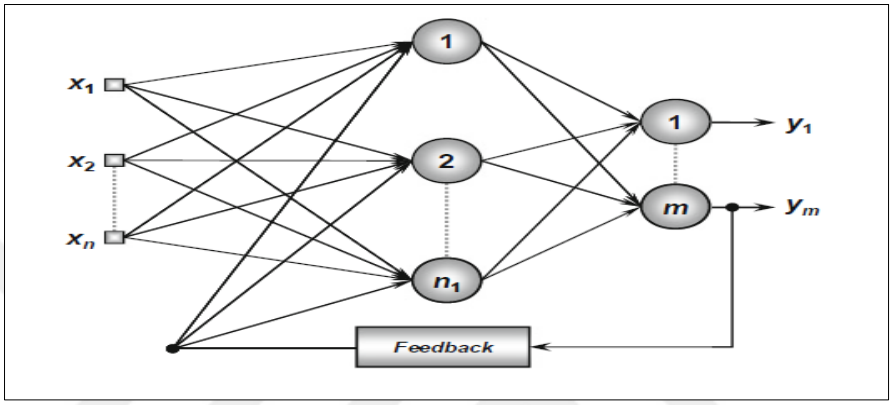
Çok katmanlı ileri beslemeli ağlar, bir veya daha fazla gizli katmandan oluşur. Şekil 2.10. n adet girdi içeren bir giriş katmanından, sırasıyla n_1 ve n_2 adet nörondan oluşan iki gizli katmandan ve çıkış değerlerini temsil eden m adet nörondan oluşan bir çıkış katmanından oluşan çok katmanlı bir ileri beslemeli ağı göstermektedir. Gizli katmanların sayısı ve bunlara karşılık gelen nöron miktarı, problemin doğasına ve karmaşıklığına ve ayrıca mevcut verilerin miktarına ve kalitesine bağlıdır. Ağdaki çıkış sayısı, çıktı katmanındaki nöron miktarıyla eşleşir. Fonksiyon yaklaşımı, örüntü sınıflandırması, sistem tanımlama, süreç kontrolü, optimizasyon, robotik vb. gibi çeşitli problemlerin çözümünde kullanılırlar [34].



Şekil 2.10. Çok katmanlı bir ileri beslemeli ağ [34]

2.4.4. Tekrarlayan veya Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağı

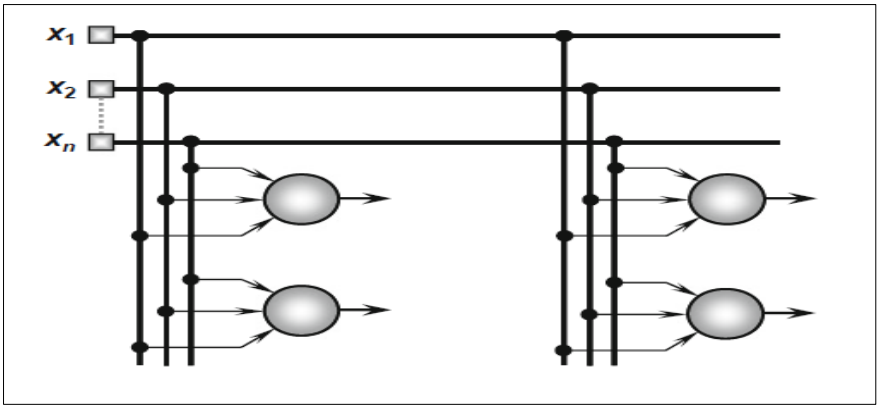
Bu mimaride nöronların çıktıları diğer nöronlar için geri besleme girdisi olarak kullanılmaktadır. Şekil 2.11. çıkış sinyallerinden birinin giriş katmanını geri beslendiği geri beslemeli bir ağı göstermektedir. Bu mimariye sahip ağlar, geri bildirim sürecini kullanarak önceki çıkış değerlerini de dikkate alarak mevcut çıkışları üretir. Zaman serisi tahmini, sistem tanımlama ve optimizasyonu, süreç kontrolü vb. gibi zamana göre değişen sistemlerde kullanılabilirler [34].



Şekil 2.11. Tekrarlayan veya geri beslemeli ağ [34]

2.4.5. Mesh Ağları

Mesh mimarisine sahip ağlarda, giriş sinyalleri ağ içindeki tüm nöronlar tarafından okunur. Bu ağlar çok çeşitli uygulamalara hizmet eder ve veri kümeleme, örüntü tanıma, sistem optimizasyonu, grafikler vb. gibi problemlerde kullanılır [34].



Şekil 2.12. Mesh ağının yapısı [34]

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
MATERYAL VE YÖNTEMLER

3.1. Materyal

Yapılan bu çalışmada lityum-titanat batarya farklı deşarj akımlarıyla deşarj edilmiştir. Elde edilen veri seti kullanılarak lityum titanat oksit pilin deşarj kapasitesi yapay sinir ağı kullanılarak kestirilmeye çalışılacaktır. Deşarj deneylerinde kullanılan LTO pilin teknik özellikleri Tablo3.1'deki gibidir.

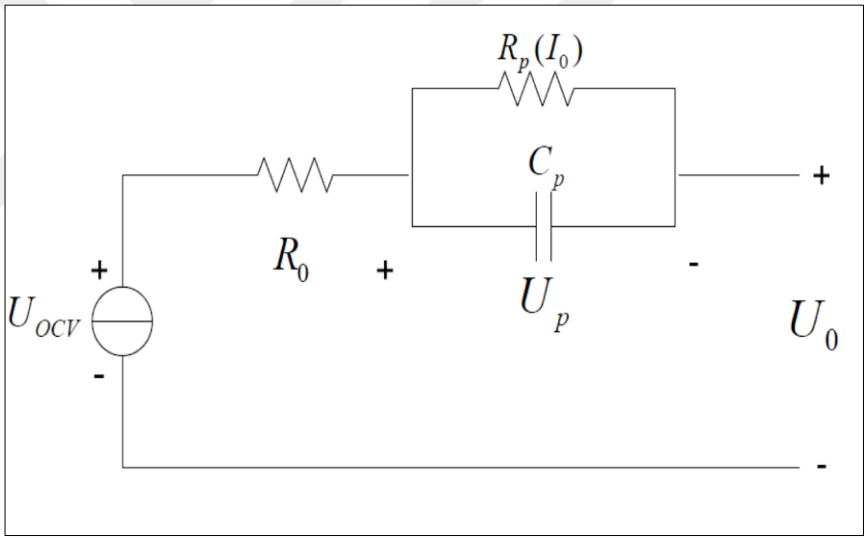
Tablo 3.1. Kullanılan LTO pilinin teknik verileri

Pil Teknik Özellikleri	Genel Parametre Değerleri		Açıklama
Nominal Kapasite	Tipik	500mAh	1C Kapasite Oranıyla Şarj / Deşarj Edildiğindeki değerleridir.
	Minimum	480mAh	
Nominal Voltaj	2.4V		Ortalama Çalışma Gerilimi
Standart Şarj	500mA（1C） Sabit Şarj Akımı ve Şarjı Kesme Gerilimi/Akımı 2.8V/10mA iken		Şarj Süresi: Yaklaşık 1,5 saat
Standart Deşarj	500mA（1C） Sabit Deşarj Akımı ve Deşarjı Kesme Gerilimi 1.5 V iken		Maksimum Sürekli Deşarj Akımı 10A
Hızlı Şarj	1000mA（2C） Sabit Şarj Akımı ve Şarjı Kesme Gerilimi/Akımı 2.8V/10mA iken		Şarj Süresi: Yaklaşık 0,8 saat
Çalışma Sıcaklığı Aralığı	Şarj İşlemi : 0~45℃ Deşarj İşlemi : -20~70℃		% 60±25 Bağıl Nem
Döngü Ömrü	Hücrelerin Başlangıç Kapasitesi %70 Değerinden Fazla İken		25±3℃ Ortam Sıcaklığında 1C Kapasite Oranıyla 2.8V Şarj Gerilimi ve 1.5 V Deşarj Gerilimi İçin Pilin Döngü Ömrü 4000'den Büyüktür.

3.1.1. Lityum Titanat Pil İçin Eşdeğer Devre Modeli

Uygulamaların gerektirdiği farklı ihtiyaçları karşılayabilmek için farklı türlede eşdeğer devre modelleri mevcuttur. Model doğruluğu, hesaplama karmaşıklığı, uygulanabilirliğin kolay olması ve benzeri gibi kriterler pil modelinin tespit edilmesinde belirleyicidir. Dinamik şartlarda denge potansiyelinden sapan lityum tabanlı pillerin polarizasyon durumunu belirleyebilmek için geleneksel olarak 1. dereceden RC paralel ağ modeli kullanılır. Bu çalışmada lityum titanat pil için temel model olarak 1. dereceden RC paralel ağ modelinin kullanılması literatürde belirtilen diğer farklı pil modelleriyle kıyas açısından da faydalı bir durumdur [36].

Lityum titanat pilin eşdeğer devre modeli; U_{ocv} (açık devre voltajı), R_0 (omik iç direnç) ve RC paralel ağından oluşur.



Şekil 3.1. Lityum titanat pilin eşdeğer devre modeli [36]

Başlangıçtaki SOC (Şarj Durumu) değeri; şarj durumu tahmini ve pilin mevcut gücünün kapasitesi için önemli bir parametredir. Pil modeli Denklem 3.1 ile ifade edilebilir. Burada C_Q pil nominal kapasitesini ve I_0 pilin deşarj akımını gösterir [36].

$$SOC = SOC(t_0) - \frac{1}{C_Q}\int_{t_0}^{t} I_0(t)d(t) \tag{3.1}$$

U_p ; pilin polarizasyon voltajı olup Denklem 3.2 ile ifade edilebilir.

$$U_p(t) = U_p I_0(t) \cdot [1 - \mathrm{e}^{-(t-t_0)/(\tau)}], t_0 < t < t_1$$
$$U_p(t) = U_p(t_1) \cdot [\mathrm{e}^{-(t-t_0)/(\tau)}], t_1 < t < t_2 \quad (3.2)$$

Burada τ ; polarizasyon voltajı oluşturma işleminin zaman sabiti olup R_p*C_p olarak tanımlanır.

$U_o(t)$; pil terminal voltajı olup Denklem 3.3 ile ifade edilebilir.

$$U_0(t) = U_{OCV}(t) - U_p(t) - R_0 I_0(t) \quad (3.3)$$

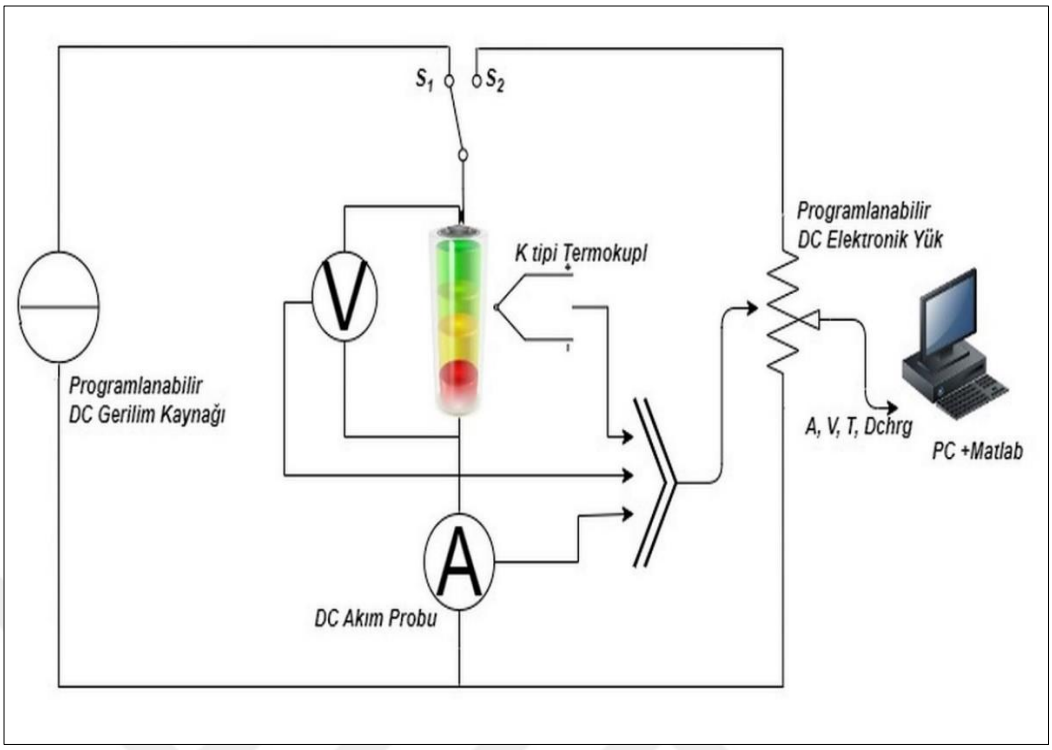
LTO(lityum titanat oksit) pilin farklı durumlardaki dinamik özelliklerini belirlemek için U_{OCV}, R_o ve C_p model parametreleri Denklem 3.4'eki gibi ifade edilebilir.

$$U_{OCV}[SOC(t)]\,|_{T=T_1} = a_1 SOC(t) + a_2$$
$$R_0[SOC(t)]\,|_{T=T_1} = b_1 SOC(t) + b_2$$
$$C_p[SOC(t)]\,|_{T=T_1} = c_1 SOC(t) + c_2 \quad (3.4)$$

Burada a_1,a_2,b_1,b_2 ve c_1,c_2 katsayı değerleri pilin şarj/deşarj deneylerindeki karakteristik noktaların parametrelerine dayalı olarak doğrusal interpolasyonla elde edilebilir.

3.1.2. Deney Verilerinin Elde Edilmesi

Lityum titanat bataryanın şarj ve deşarj deneyleri için hazırlanan test düzeneğinin açık devre şeması Şekil 3.2'de verilmektedir. Deney düzeneğinde; batarya deşarj akımı, batarya gerilimi, bataryadan deşarj edilen kapasite ve batarya sıcaklık verileri ölçülmektedir. Bu veriler programlanabilir dc elektronik yük cihazının çoklu arayüzü ile bilgisayar ortamına aktarılmaktadır. Matlab ortamında YSA kullanılarak lityum titanat bataryanın deşarj edilen kapasitesi tahmin edilecektir.



Şekil 3.2 Deney düzeneğinin açık devre şeması

Deney düzeneğinde;

Lityum titanat oksit bataryanın şarj işlemi için TDK-Lambda marka programlanabilir dc güç kaynağı kullanılmaktadır. Anahtar S_1 konumunda iken programlanabilir dc güç kaynağı ile batarya 1000 mA'lik sabit şarj akımı değeri ile şarj edilmektedir. Güç kaynağı, 2,8 Volt 10mA değerlerinde şarj işlemini sonlandırmaktadır.

Bataryanın deşarj akımı değerinin ölçümü için Gw Instek 300 marka dc akım probu kullanılmaktadır. Bu akım probu ile batarya akım verileri programlanabilir dc elektronik yük cihazına aktarılmaktadır.

Bataryanın sıcaklık değerleri ölçümü için K tipi termokupl kullanılmaktadır. Batarya sıcaklık verileri K tipi termokupl vasıtasıyla programlanabilir dc elektronik yük cihazına aktarılmaktadır.

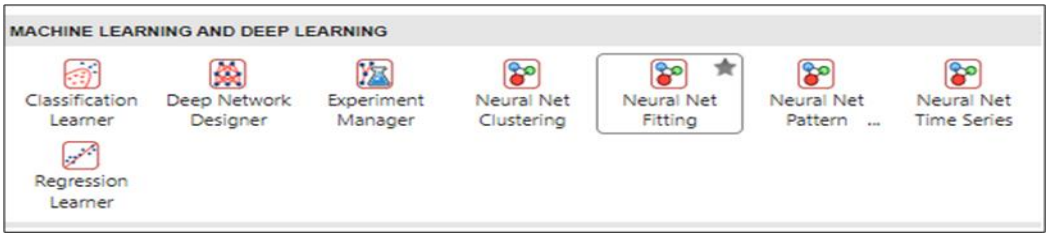
Bataryanın deşarj işlemi için Gw Instek Pel 3111 marka programlanabilir dc elektronik yük kullanılmaktadır. Anahtar S_2 konumunda iken programlanabilir dc elektronik yük vasıtasıyla batarya farklı akım değerlerinde deşarj edilmekte ve 1,5 volt batarya gerilimi deşarjı sonlandırma gerilimi olarak ayarlanmaktadır. Programlanabilir dc elektronik yük cihazının çoklu arayüzü ile batarya verileri bilgisayar ortamına aktarılmaktadır. Gerçekleştirilen deney düzeneğinin resmi Şekil 3.3'te verilmektedir.



Şekil 3.3. Deney düzeneğinin resmi.

3.1.3. Matlab Yazılımı

Bu tez çalışmasında lityum titanat oksit bataryanın şarj durumu tahmini; MATLAB programının makine öğrenmesi ve derin öğrenme ailesinden "Neural Network Fitting" ürünü vasıtasıyla oluşturulacak yapay sinir ağı kullanılarak gerçekleştirilecektir. Şekil 3.4'te matlab programının makine öğrenmesi ve derin öğrenme araçları görülmektedir.



Şekil 3.4. Matlab makine öğrenmesi ve derin öğrenme araçları.

MATLAB, MathWorks şirketi tarafından makine öğrenmesi ve derin öğrenme, kontrol sistemleri, sinyal işleme, robotik, kestirimci bakım, test ve ölçüm, görüntü işleme, veri bilimi ve istatistik, matematik ve optimizasyon gibi alanlar başta olmak üzere verileri analiz etmek, algoritmalar geliştirmek, model tasarlamak, sistemlerin test edilmesi, simüle edilmesi ve karşılaştırılması için bilim adamları ve mühendisler tarafından yaygın olarak kullanılan matris tabanlı bir programlama yazılımıdır.

3.2. Yöntemler

Kurulan deney düzeneği vasıtasıyla elde edilen lityum-titanat bataryanın deşarj deneyleri verilerine min-max ölçeklendirme yöntemi uygulanmıştır. Veri setindeki değerlerin ölçeklendirilmesi ile yapay sinir ağında kullanılacak olan veriler, esasen aralarındaki farklılıklar bozulmadan ortak bir ölçekle daha düzenli ve kolayca anlamlandırılabilir bir aralık olan 0-1 aralığında ölçeklendirilmiştir. Böylece birbirilerinden çok farklı olan veri değerleri 0-1 aralığında temsil edilir. Yapay sinir ağının işlem yapma süresi azalır ve daha doğru tahminler üretmesi sağlanır.

Min-Max ölçeklendirme yöntemi için Denklem 3.5 kullanılır [37]

$$X_{new} = (X_{old} - X_{min})/(X_{max} - X_{min}) \tag{3.5}$$

Bu eşitlikte;

X_{new} : veri aralığında ölçeklendirilmiş yeni x verisini ,

X_{old} : veri aralığındaki herhangi bir x verisinin önceki değerini ,

X_{min} : veri aralığındaki en küçük x değerini ,

X_{max} : veri aralığındaki en büyük x değerini ,

temsil eder.

Elde edilen batarya verileri matlab programına aktarılacak ve matlab programının Neural Network Fitting aracıyla oluşturulacak yapay sinir ağı ile lityum tabanlı bataryanın şarj durumu tahminini gerçekleştirilecektir. Ağ çıkışında elde edilen tahminin doğruluk oranına göre yapay sinir ağıyla batarya şarj durumu tahmini yönteminin etkinliğine ve başarımına karar verilecektir. Ağ yapısıyla elde edilen şarj

durumu tahmininin doğruluk oranı; matlab programının Neural Network Fitting aracının Levenberg- Marquardt eğitim algoritmasıyla birlikte oluşturduğu Ortalama Karesel Hata (MSE) ve Regrasyon (R) değerleriyle belirlenecektir.

Bir veri setindeki gerçek değerler ile verinin tahmin edilen değerleri arasındaki fark hata değeridir. Ortalama karesel hata; bir veri setinde oluşan hata değerlerinin kareleri toplamı alınarak sonucun veri setindeki toplam örnek sayısına bölünmesiyle bulunan bir değerdir. MSE; yapay sinir ağı performansının bir ölçüsü olup tahmin edilen değerin, gerçek değerden ne kadar farklı olduğuna dair bilgi verir. Ortalama karesel hata için Denklem 3.6 kullanılır.

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} * \sum_{\text{İ}=1}^{N} (xi_{gd} - xi_{td})^2 \tag{3.6}$$

Bu eşitlikte;

N: veri aralığındaki toplam örnek sayısını,

xi_{gd}: veri aralığındaki herhangi bir x verisinin gerçek değerini,

xi_{td}: veri aralığındaki herhangi bir x verisinin tahmini değerini,

MSE: ortalama karesel hatayı,

temsil eder.

Yapay sinir ağı performansının diğer bir ölçüsü ise R ile ifade edilen Regrasyon değeridir. Regrasyon (R); bağımsız giriş verilerine bağlı olarak bağımlı çıkış verisini tahmin etmeye yarayan bir değerdir. Regrasyon değeriyle; bir veri setindeki bağımsız ve bağımlı değişken arasındaki veya YSA'nın giriş ve çıkış değerleri arasındaki neden sonuç ilişkisi tahmin edilir. Matlab programının Neural Network Fitting aracıyla edinilen regrasyon grafikleri doğrusal regrasyon grafikleridir. Doğrusal regrasyon; bir veya daha fazla bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki neden sonuç ilişkisini gözlememizi ve incelememizi sağlar. Matlab doğrusal regrasyon grafikleri için Denklem 3.7'yi kullanır.

$$Output = a \cdot target + b \tag{3.7}$$

Bu eşitlikte;

Output : Tahmin edilen değeri (*Bağımlı değişken olan YSA çıktı değerini*),

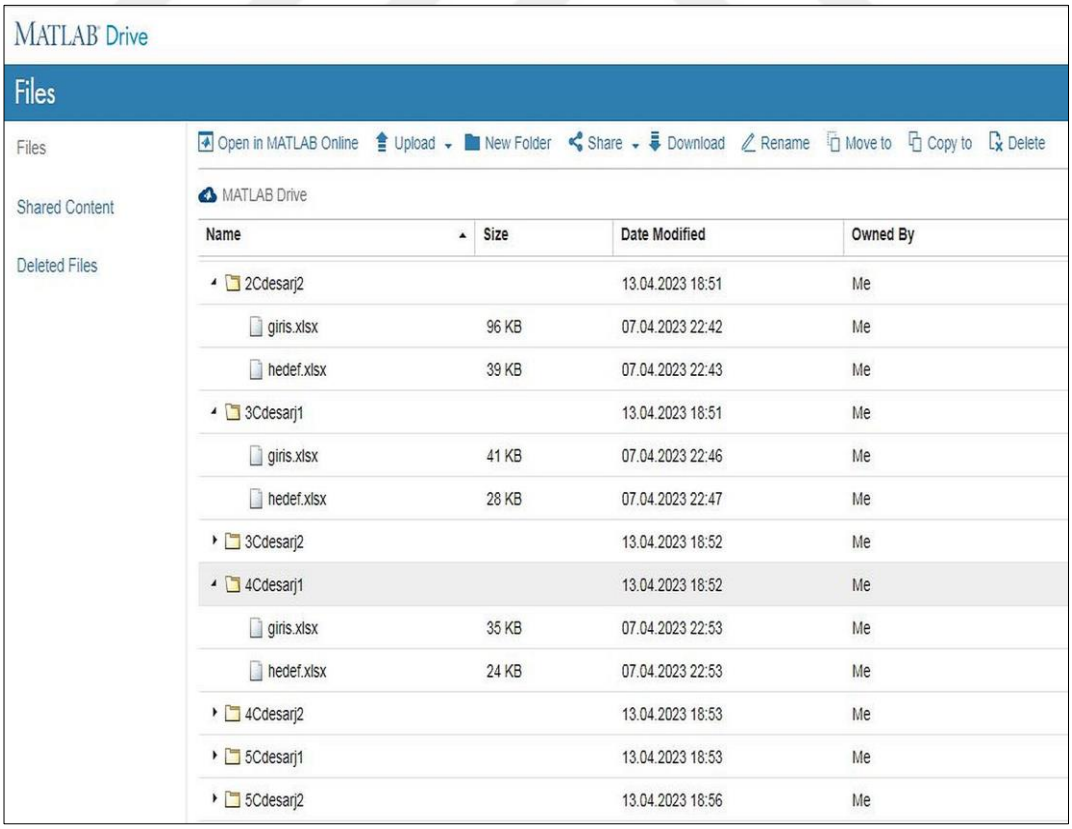
Target : Gerçek değerleri (*Bağımsız değişkenler olan YSA giriş değerlerini*),

a : Regrasyon katsayısı değerini , *b* : Regrasyon sabitini, temsil eder.

Regrasyon katsayısı *(a)*; *Output* = *a.target* + *b* eşitliğinde bağımsız değişken olan target değerinin kendi ölçü birimi cinsinden bir birim değişmesine karşılık bağımlı değişken olan output değerinin kendi ölçü birimi cinsinden ortalama olarak ne kadar değişeceğini gösteren katsayıdır. Regrasyon sabiti *(b)*; output değerinin bulunması için bağımsız değişken olan target değerine eklenmesi gereken değerdir.

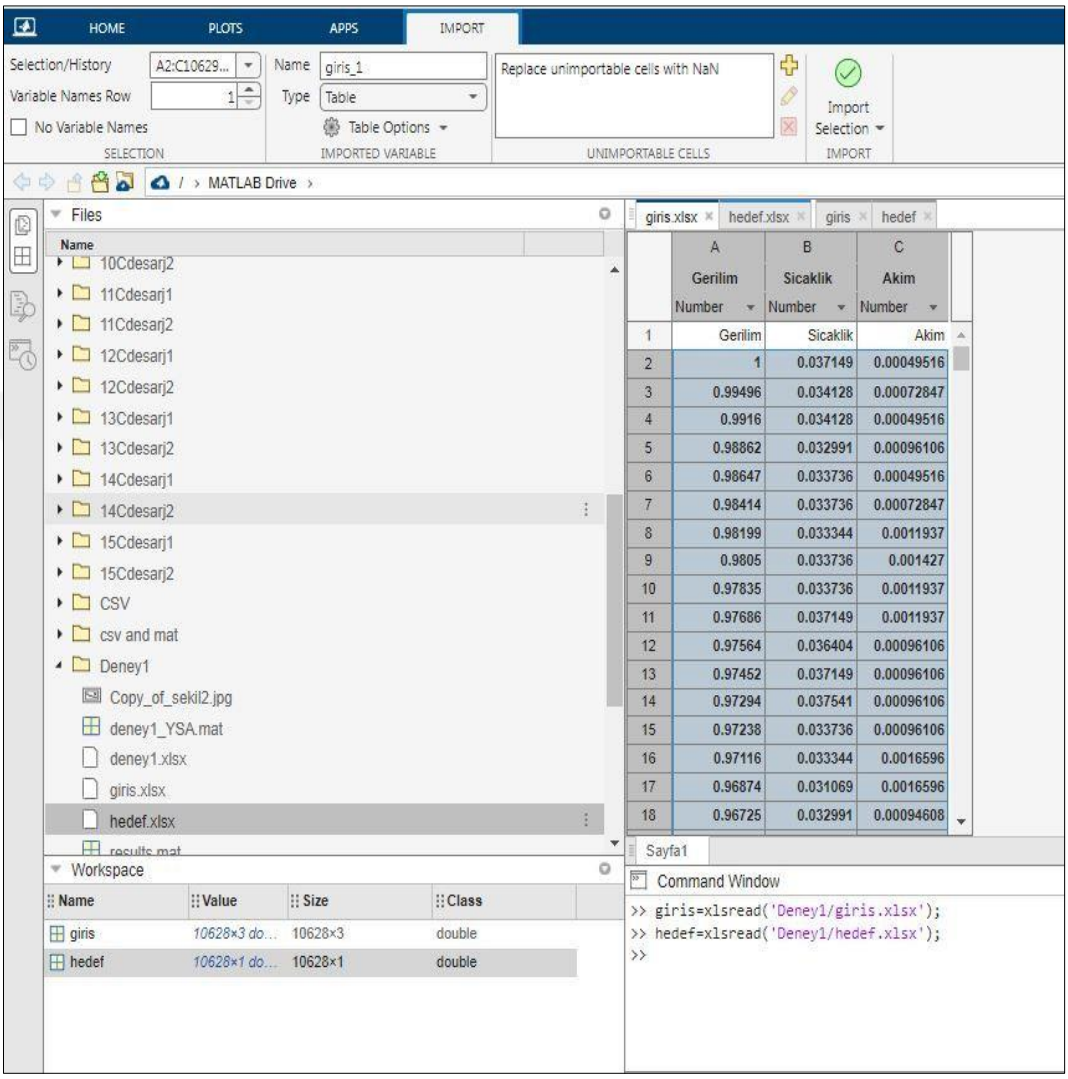
3.2.1. Veri Aktarımı

Batarya deşarj deneyleri neticesinde elde edilen batarya verileri Matlab Drive uygulaması vasıtasıyla excel dosyası olarak matlab ortamına aktarılmaktadır. Şekil 3.5.'te deşarj verilerini içeren excel dosyalarının matlab drive uygulamasına aktarımı görülmektedir.



Şekil 3.5. Matlab drive uygulamasına veri aktarımı

Excel verileri, matlab ortamında komut satırında xlsread komutu ile kullanılmaktadır. Matlab programına veri aktarım işlemleri Şekil 3.6'da görülmektedir.



Şekil 3.6. Matlab programına veri aktarımı.

3.2.2. Yapay Sinir Ağının Tasarımı

Lityum titanat oksit bataryanın şarj durumu tahmini için matlab ortamında neural network fitting araç kutusu ile ileri beslemeli sinir ağı yapısı tanımlanmaktadır. Lityum titanat oksit bataryanın akım, gerilim ve sıcaklık değerleri ileri beslemeli sinir ağı için giriş parametreleri olarak, deşarj edilebilme kapasitesi ise ağın çıkış parametresi olarak tercih edilmiştir. Yapay sinir ağlarındaki gizli katman sayısını belirlemede kullanılacak net bir hesaplama yöntemi olmasa da ağ yapısından istenilen

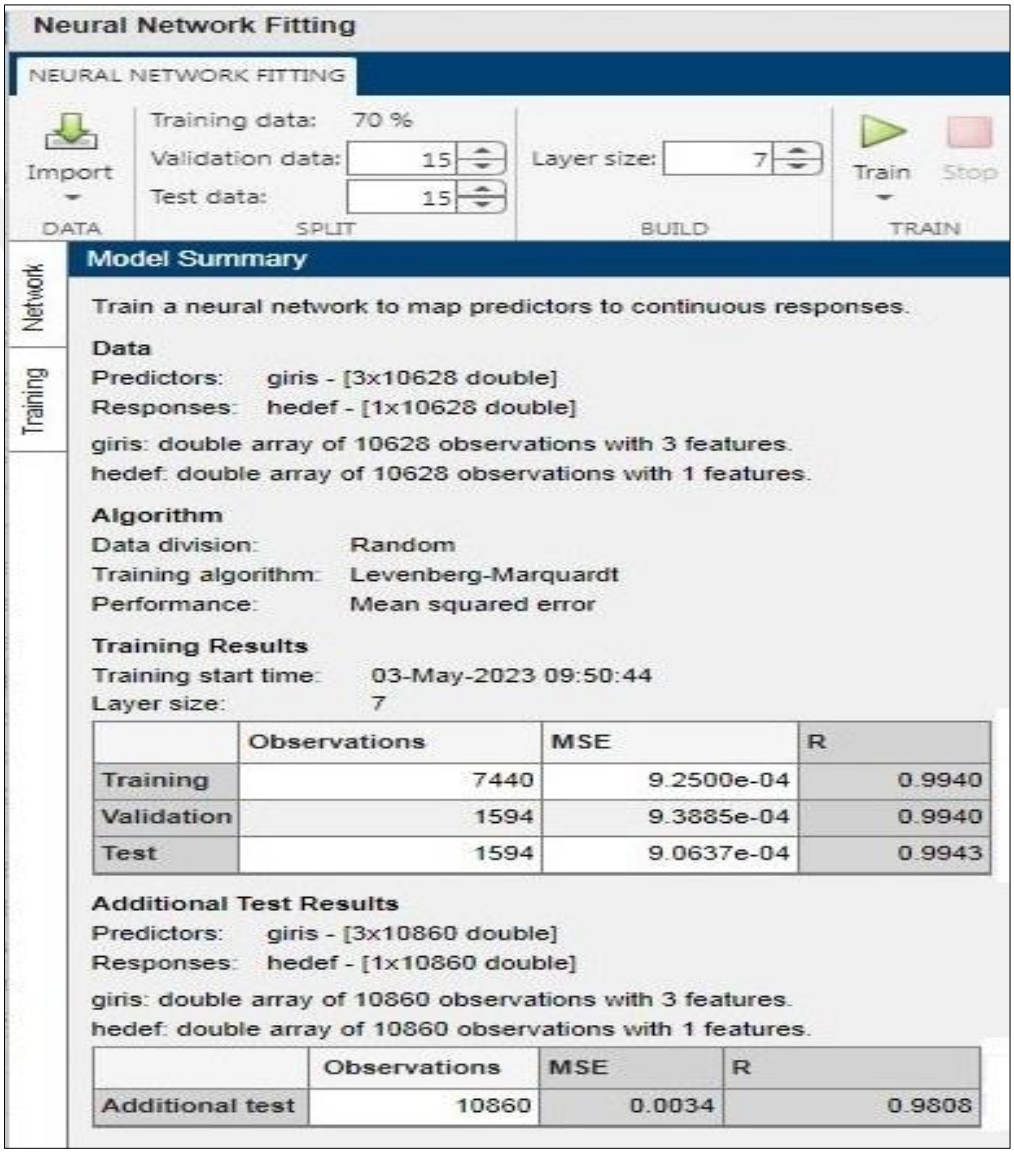
çıktı değerini üretecek gizli katman sayısı, farklı katmanlar için elde edilen uygulama sonuçları arasından optimum katman sayısı belirlenerek tespit edilmektedir. Verilerin miktarı, çeşitliliği ve kalitesine göre ağ yapısı tasarlanırken gizli katman sayısı farklı değerlerde tespit edilebilir. Tasarlanan ağ yapısında model farklı gizli katmanlar için oluşturulmuştur. Oluşturulan her gizli katman için hem eğitim veri seti ile hem de bağımsız test veri seti ile model test edilip YSA'nın ürettiği ortalama karesel hata değeri ve regrasyon değerleri kaydedilmiştir. Tablo 3.2.'de eğitim ve bağımsız test verisi olmak üzere 2 farklı veri seti için 15 farklı gizli katman sayısının ortalama karesel hata ve regrasyon değerleri görülmektedir.

Tablo 3.2. Gizli katman sayısına göre oluşan hata ve regrasyon değerleri

Gizli Katman Sayısı	**Eğitim Verisi İstatistikleri**		**Bağımsız Veri İstatistikleri**
	MSE	**R**	**MSE**
1	0,008	0,9468	0,0078
2	0,0022	0,9859	0,0039
3	0,0013	0,992	0,0044
4	0,00088951	0,9941	0,0039
5	0,0008919	0,9942	0,0042
6	0,00063838	0,9959	0,0196
7	0,00090637	0,9943	0,0034
8	0,00082683	0,9944	0,0039
9	0,00063406	0,9959	0,0042
10	0,0006697	0,9958	0,0049
11	0,00025397	0,9984	0,0122
12	0,00036658	0,9977	0,0192
13	0,00027219	0,9983	0,0117
14	0,00029422	0,9982	0,011
15	0,00020313	0,9987	0,008
MSE (Mean Square Error): Ortalama Karesel Hata			
R (Regression): Regrasyon			

Tablo incelendiğinde ağ performans testlerinin yapıldığı iki farklı veri seti için katman sayısının artmasıyla birlikte ortalama karesel hata değerinin sıfıra yakınsadığı ve regrasyon katsayısı değerinin bire yakınsadığı görülmektedir.

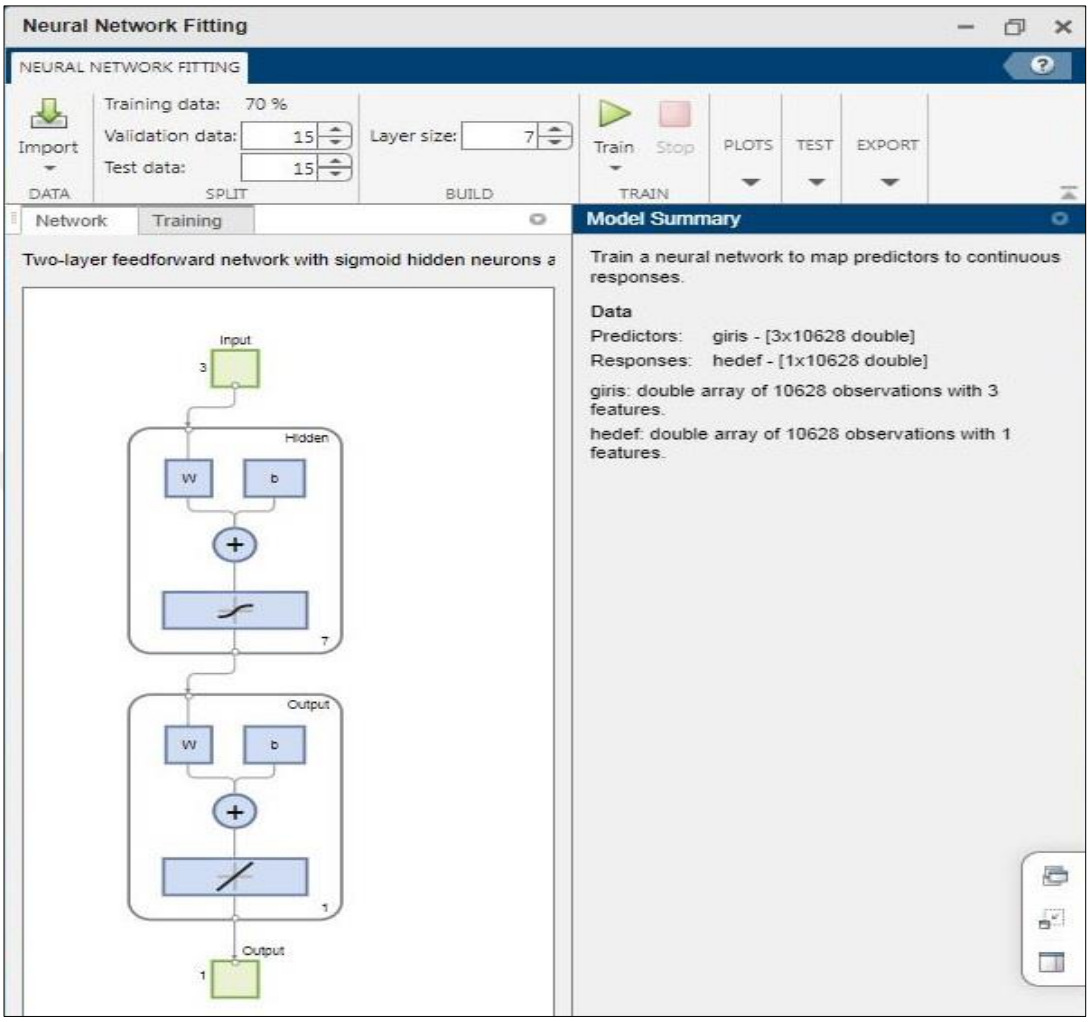
Gizli katman sayısı belirlenirken hem bağımsız test verisi ile hem de eğitim veri seti ile yapılan testlerde gerçekleşen ortalama karesel hatanın sıfıra yakın olduğu ve regrasyon katsayısının ise bire en yakın olduğu katmanın her iki veri gurubu için de ortak kesiştiği optimum gizli katman sayısı yapay sinir ağı modeli için tercih edilmiştir. Bu nedenle giriş katmanında 3, gizli katmanda 7, çıkış katmanında ise 1 sinir hücresi olacak şekilde ağ yapısı tanımlanmıştır. Şekil 3.7.'de 7 katmanlı ağ yapısı model özeti görülmektedir.



Şekil 3.7. Gizli katman sayısı yedi olan ağ yapısı model özeti

Yapılan deneysel çalışmalar neticesinde elde edilen 10628 verinin % 70'i (7440 veri) eğitim için, % 15'i (1594 veri) doğrulama için, % 15'i (1594 veri) test için

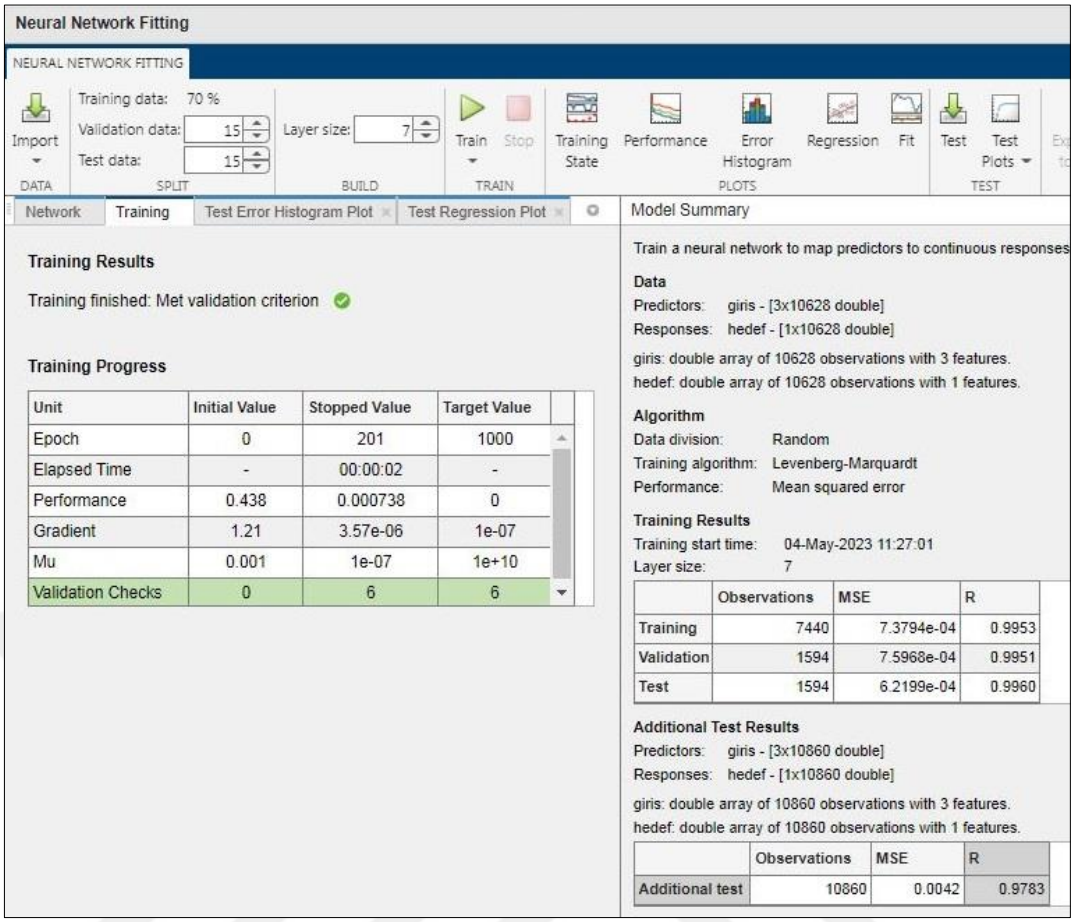
kullanılacak şekilde ayarlanmıştır. Şekil 3.8'de tasarlanan ileri beslemeli yapay sinir ağının yapısı görülmektedir.



Şekil 3.8. Tasarlanan ileri beslemeli yapay sinir ağının yapısı

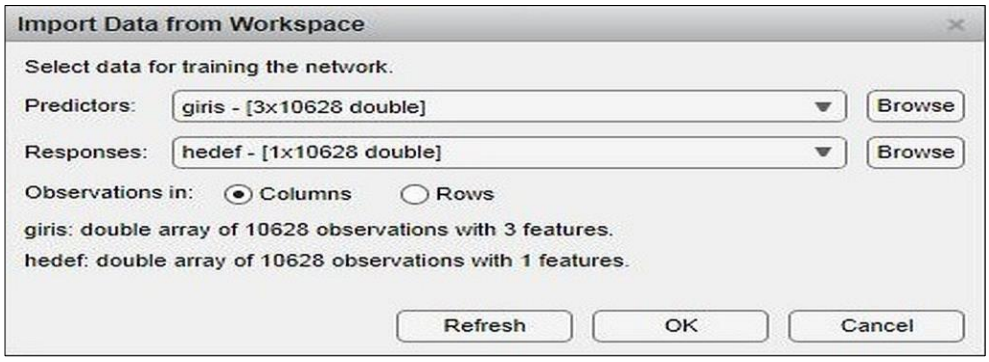
3.2.3. Yapay Sinir Ağının Eğitimi

Matlab ortamında YSA'nın tasarımı, görselleştirilmesi, eğitimi ve test edilmesi için Neural Network Fitting Toolbox kullanılmıştır. Yeni bir sinir ağı eklemek için Matlab'ın command window kısmında nftool komutu yazılıp komut satırı çalıştırıldığında Neural Network Fitting Toolbox açılacaktır. Burada oluşturulacak olan yeni yapay sinir ağının eğitiminde kullanılacak giriş ve hedef verileri seçilir. Ağın katman sayısı, eğitim ve performans fonksiyonları seçilir. Şekil 3.9' da Neural Network Fitting araç kutusunun ekran görüntüsü verilmektedir.



Şekil 3.9. Neural network fitting araç kutusunun ekran görüntüsü

Yapay sinir ağının eğitiminde kullanılacak verileri YSA'ya tanıtmak için Neural Network Fitting araç kutusunda import kısmı kullanılarak, veriler matlabın work space kısmından import edilir. Şekil 3.10'da batarya deşarj verilerinin yapay sinir ağına import edilmesi görülmektedir.

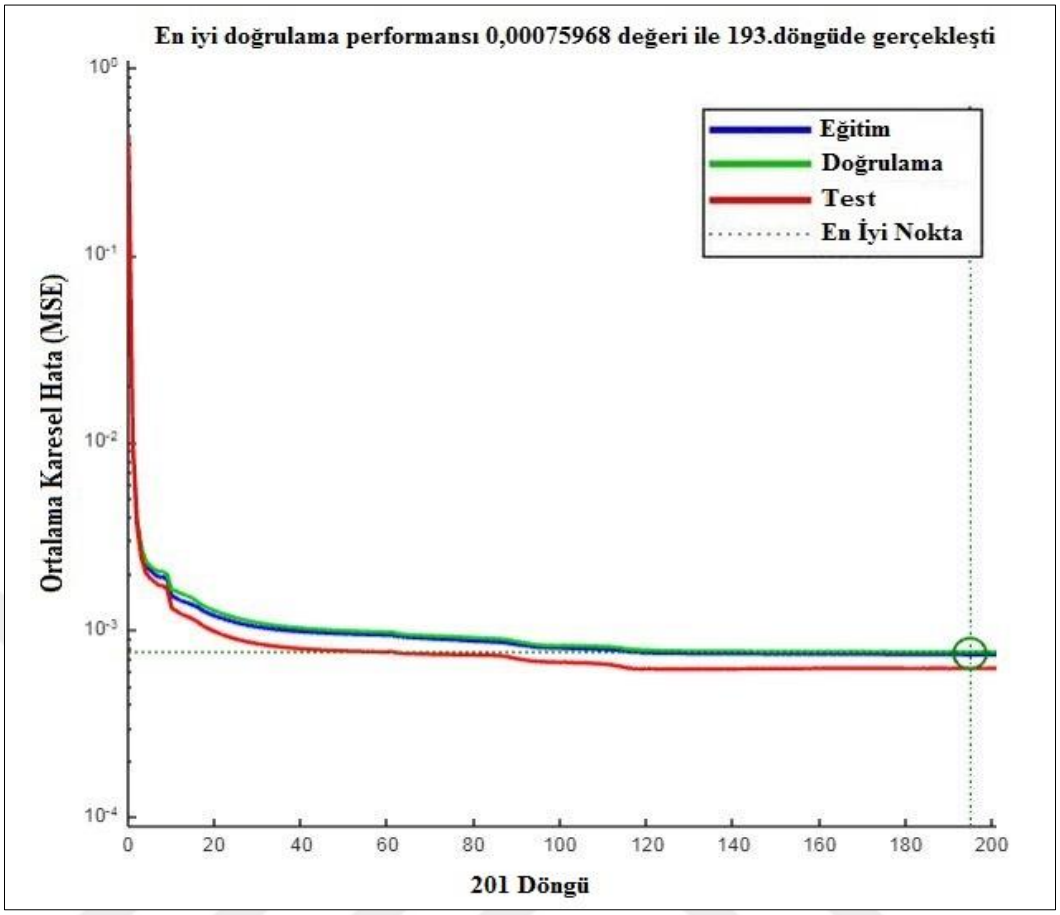


Şekil 3.10. Yapay sinir ağına verileri tanımlama ekran görüntüsü.

Ağ girişinde batarya akımı, gerilimi ve sıcaklığı olmak üzere 3 adet giriş parametresi seçilmiş; çıkışında ise bataryanın deşarj edilebilme kapasitesi olmak üzere 1 adet çıkış parametresi seçilmiştir. Deşarj verileri; bataryanın 2,8 volt 10mA tam şarj olma durumundan 1,5 Volt kesme gerilimi olmak üzere farklı deşarj akım değerleri için elde edilmiştir. Ağ eğitimde Levenberg Marquart algoritması kullanılmıştır. Eğitim, doğrulama ve test olmak üzere batarya verileri; 3 guruba ayrılmıştır ve her veri gurubunda da yapay sinir ağına tanıtılan giriş ve çıkış parametrelerinin verileri mevcuttur.

Eğitim verileri; tasarlanan ağ yapısıyla hedeflenen sonuca erişilmesi, sistemin girdi ve çıktılarıyla anlamlı ilişki kurması için büyük önem taşır. Bu nedenle eğitim verisi, toplamda elde edilen veri setinin %70'ini kapsar. YSA eğitim verileriyle sistemin girdi ve çıktıları arasında örüntüler kurup kendisine verilen yeni girdiler için doğru çıktı değerleri üretmeye çalışır. YSA'nın bunu başarabilmesi için sadece girişinde tanıtılan verilere göre çıkış üretmemesi yani eğitim verilerini ezberlememiş olması gerekir ki eğitim verilerinden bağımsız, benzer giriş verileri için doğru tahminler üretebilsin. YSA'da ezberlemeyi engellemek için doğrulama verileri kullanılır.

Doğrulama verileri; ağın eğitimi esnasında eğitim verisi ve doğrulama verisi arasındaki ortalama karesel hatanın en az olduğu noktada yani YSA 'nın en doğru sonuçları ürettiği noktada eğitim sürecini durdurmakta kullanılır. YSA doğrulama verilerini referans alarak ağın tahmin performansını iyileştirmek için yeterli sayıda algoritmayı tekrarlar ve bu sayede ağın ezberleme yapması engellenir. Şekil 3.11'de en az hata 193. döngüde gerçekleştiği için doğrulama verileri referans alınarak ağ eğitiminin sonlandırıldığı görülmektedir.



Şekil 3.11 Doğrulama verilerine göre ağ eğitimin sonlandırılması

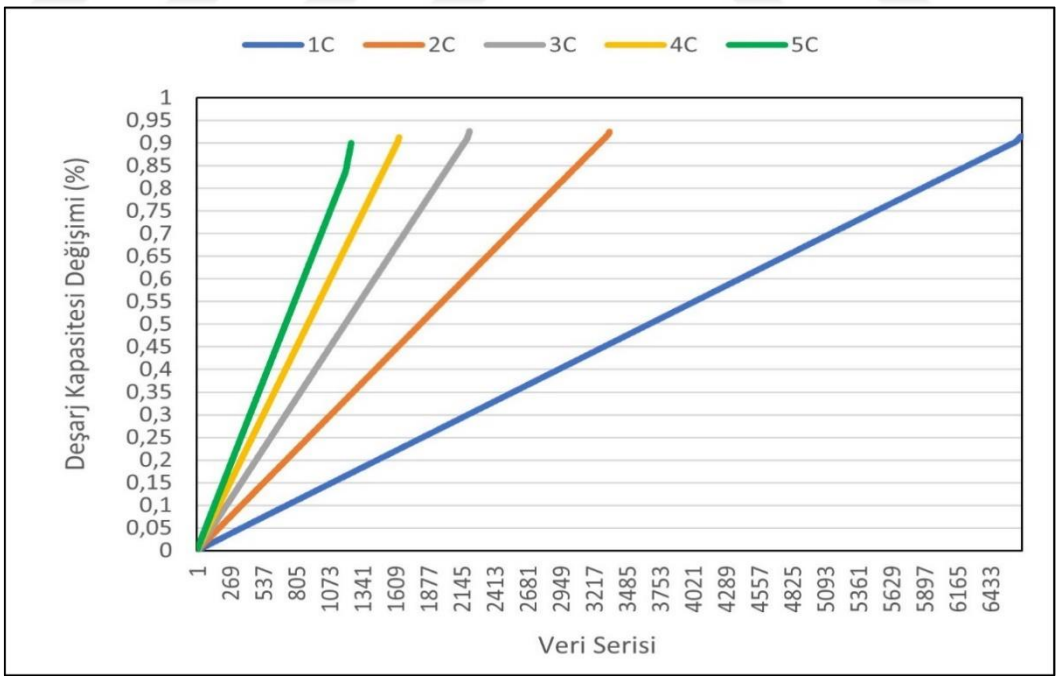
Test verileri; eğitim sürecinde kullanılan eğitim ve doğrulama verilerinden bağımsız olarak yapay sinir ağına daha önce tanıtılmayıp, yapay sinir ağının test verilerindeki giriş değerlerine karşılık gelen çıkış değerleri için ağın tahmin başarımını test etmekte kullanılmaktadır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Yapay sinir ağının performansını test etmek için lityum titanat bataryanın deşarj deneyleri sonucunda kaydedilen toplam 21488 veriden 10628 veri YSA'nın eğitim, doğrulama ve test işlemleri için kullanıldıktan sonra, yapay sinir ağına daha önce hiç tanıtılmayan ve ağın eğitiminde kullanılan toplam veriden daha fazla miktarda olan 10860 bağımsız deşarj verisi ile de ağın tahmin başarımı haricen test edilmektedir.

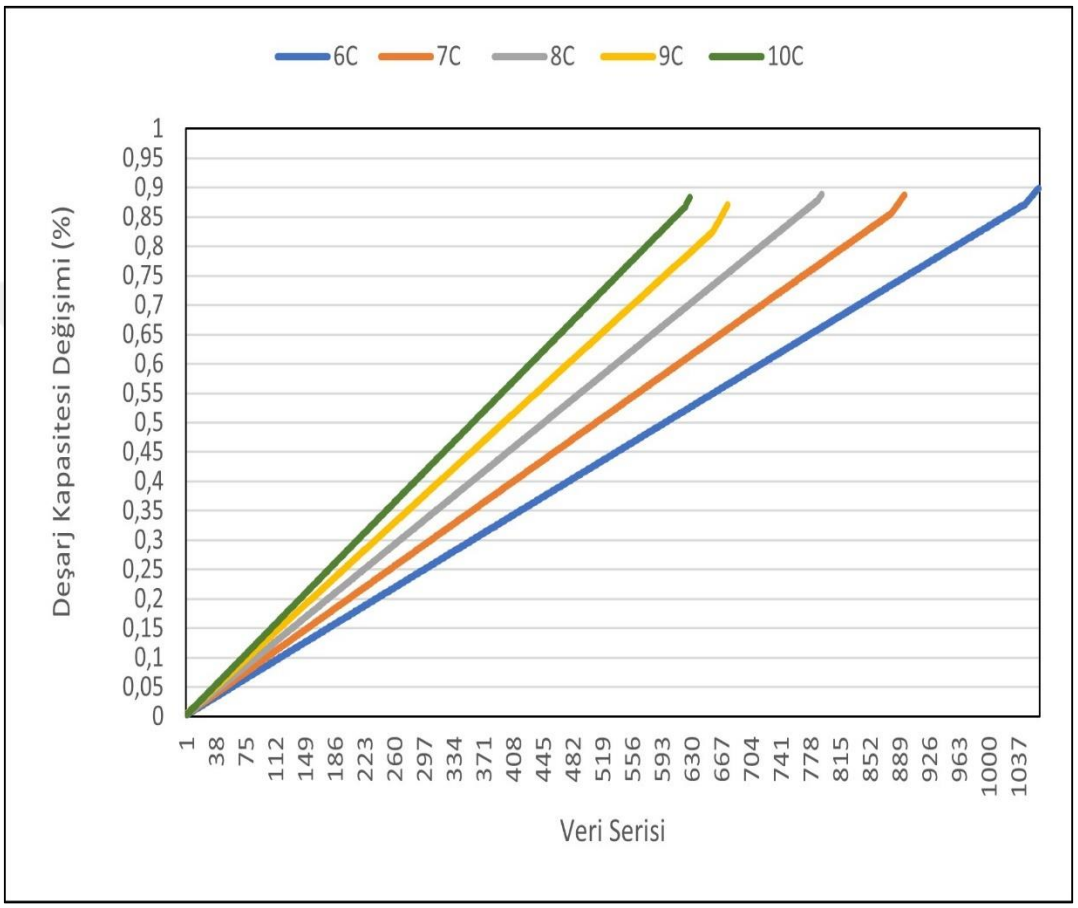
4.1. Lityum Titanat Oksit Pilin Deşarj Kapasitesi Değişimi

Deşarj deneylerinin ilk aşamasında, 1C ve 5C aralığındaki düşük seviye farklı deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde kullanılabilir pil kapasitesindeki değişim Şekil 4.1'de görülmektedir. Şekil 4.1'de düşük seviye farklı deşarj akımlarında, kullanılabilir pil kapasitesinin %92'sinin deşarj edilebildiği görülmektedir.



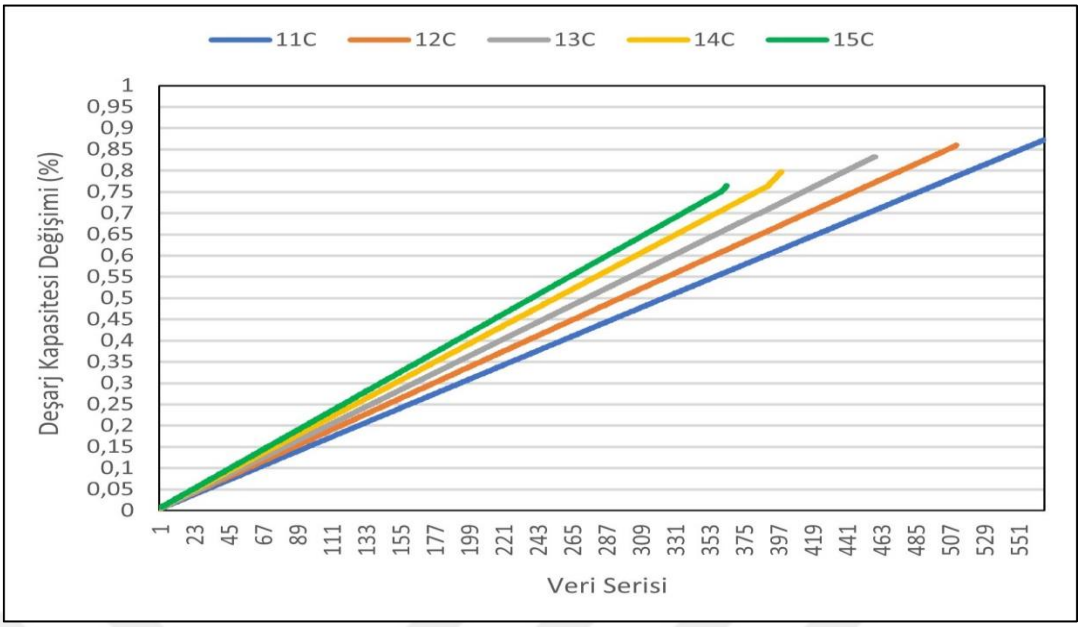
Şekil 4.1. 1C-5C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği

6C ve 10C aralığındaki orta seviye farklı deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde pil kullanılabilir kapasitesindeki değişim Şekil 4.2'de görülmektedir. Şekil 4.2'de orta seviye deşarj akımlarında, pil kullanılabilir kapasitesinde azalma eğilimi başlamış ve %90 bandının altına düşerek pil kapasitesinin %87'sinin deşarj edilebildiği görülmektedir.



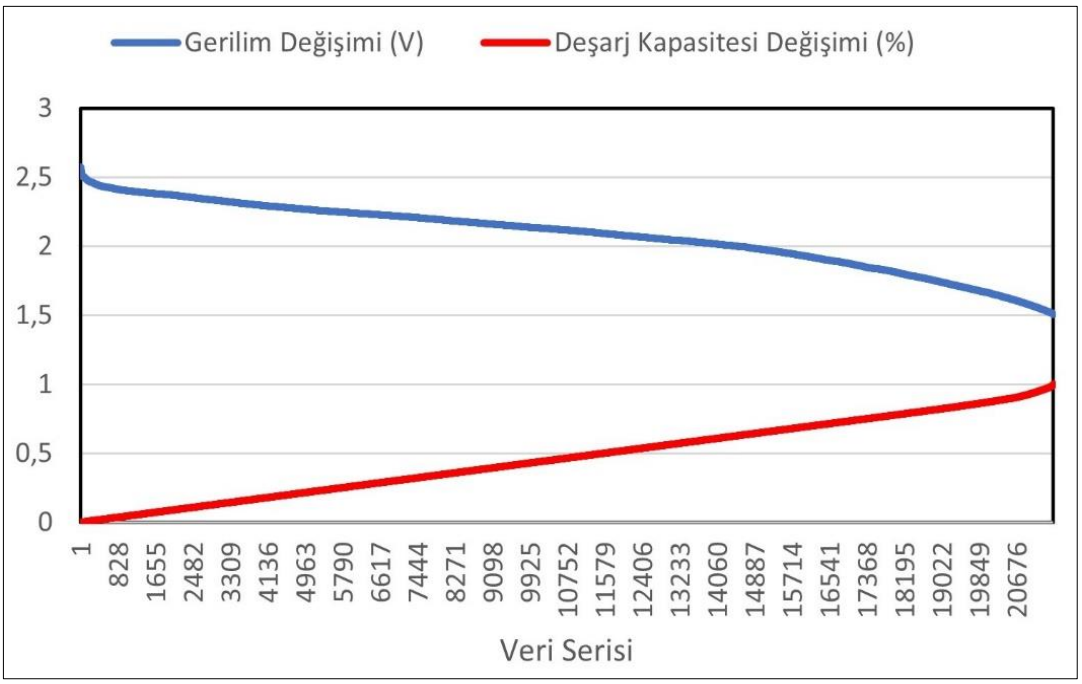
Şekil 4.2. 6C-10C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği

11C ve 15C aralığındaki yüksek seviye farklı deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde pil kullanılabilir kapasitesindeki değişim Şekil 4.3'te görülmektedir. Şekil 4.3'te yüksek seviye deşarj akımlarında, pil kullanılabilir kapasitesindeki azalma eğilimi devam etmekte ve %80 bandının altına düşerek pil kapasitesinin %76'sının deşarj edilebildiği görülmektedir.



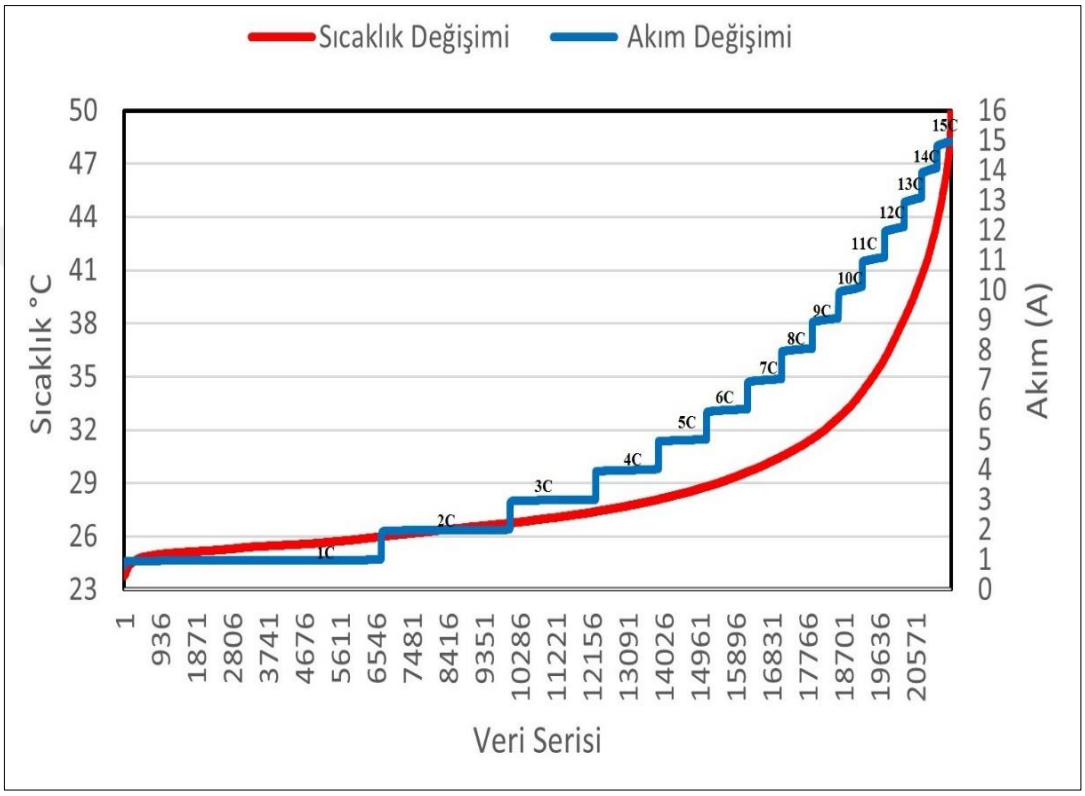
Şekil 4.3. 11C-15C akım aralıklarında pilin deşarj edilebilir kapasitesi grafiği

LTO pilin çalışma gerilimi ve deşarj edilebilir kapasitesi arasındaki ilişki Şekil 4.4'te görülmektedir. Şekil 4.4'te LTO pilden deşarj edilen kapasite arttıkça pil çalışma geriliminin de azaldığı görülmektedir.



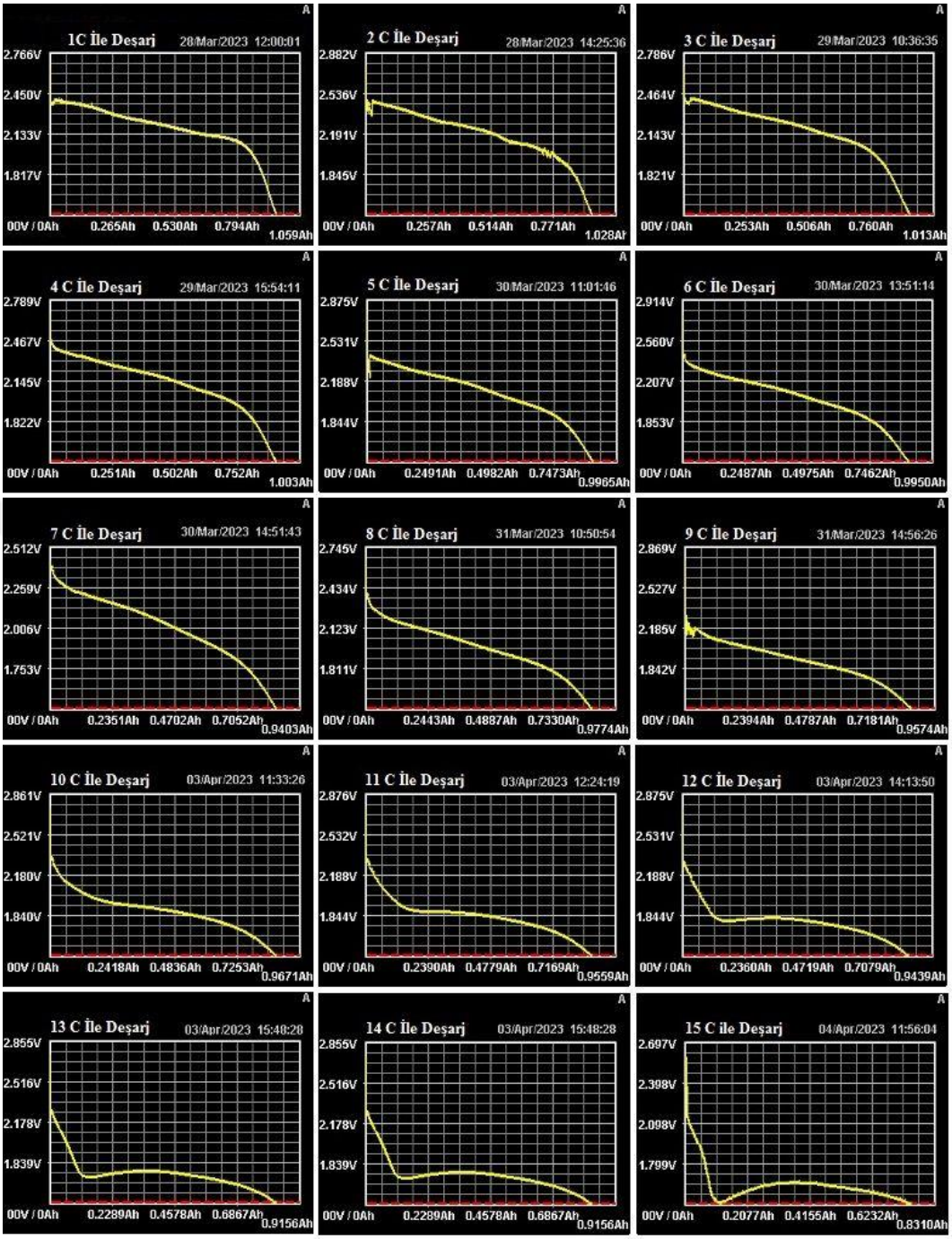
Şekil 4.4. LTO pil çalışma gerilimi ve deşarj edilebilir kapasite grafiği

Artarak devam eden farklı deşarj akımlarında yapılan deneylerde deşarj akımları değişimi ve LTO pil çalışma sıcaklığı değişimi arasındaki ilişki Şekil 4.5'te görülmektedir. Şekil 4.5'te pilin deşarj olduğu akım miktarı arttıkça pilin çalışma sıcaklığının da arttığı görülmektedir. Yüksek seviye de gerçekleşen deşarj akımlarında pil çalışma sıcaklığı, düşük seviye de gerçekleşen deşarj akımlarındaki pil çalışma sıcaklığının iki katına yaklaşarak hızlıca arttığı görülmektedir.



Şekil 4.5. LTO pil deşarj akımları ve çalışma sıcaklığı değişimi grafiği

Artan C oranlarıyla birlikte LTO pilden deşarj edilebilen ve bataryanın kullanılabilir kapasitesindeki değişim Şekil 4.6'de görülmektedir. 1C ve 5C aralığındaki düşük seviye deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde pil kullanılabilir kapasitesinin %90'nından fazlasının deşarj edilebildiği görülmektedir. 6C ve 10C aralığındaki orta seviye deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde pil kullanılabilir kapasitesinin %87'sinin deşarj edilebildiği görülmektedir. 11C ve 15C aralığındaki yüksek seviye deşarj akımı hızlarında yapılan deşarj deneylerinde ise pil kullanılabilir kapasitesinin %76'sının deşarj edilebildiği ve pil kullanılabilinir kapasitesinin çok kısa bir zamanda tükendiği görülmektedir.



Şekil 4.6. Artan C oranlarında LTO pilden deşarj edilebilen kapasite grafiği

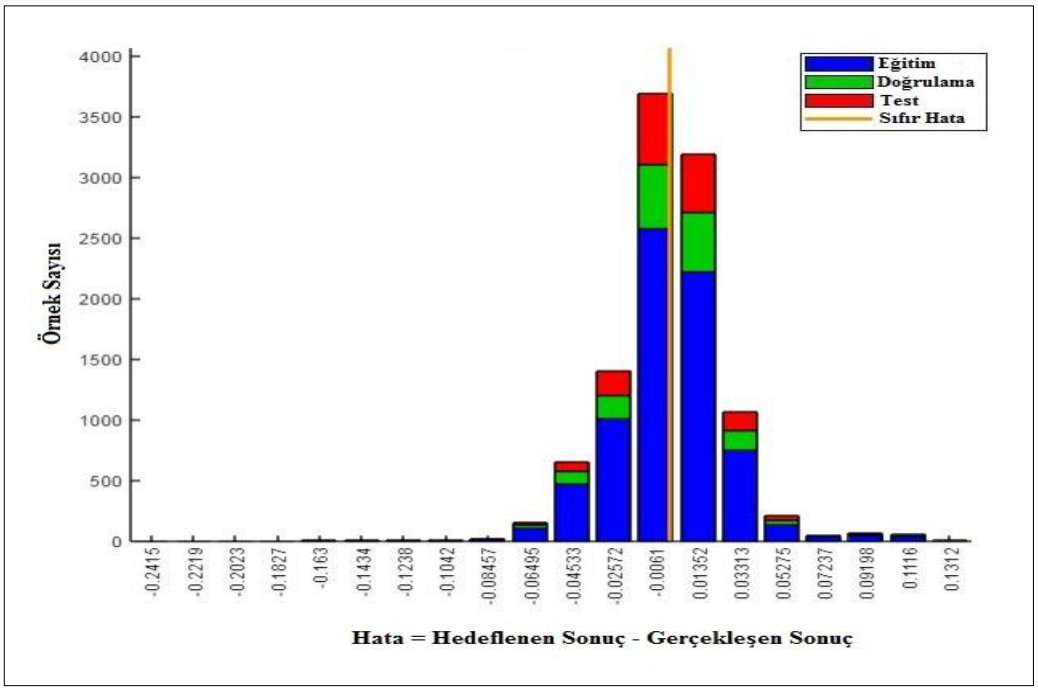
Lityum tabanlı pillerde gerçekleşen aşırı şarj/deşarj durumu, pil kutupları arasında kimyasal reaksiyona giren anot ve katot malzemelerindeki dengesizlik ve eksilme durumuna bağlı olarak (pil kutuplarında dendrit oluşumu, polarizasyon

direncinin artması vb.) pilin iyonik hareketliliği bozulmakta ve neticesinde pilden deşarj edilebilecek kapasite azalmaktadır.

4.2. Eğitim Verileriyle Oluşturulan YSA Grafikleri

Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitim ve doğrulama verileriyle eğitilen ağ yapısının sistem performansı test verileriyle ölçülmektedir. YSA'nın çıkışı için tanımlanan hedef değerleri ile ağ tarafından tahmin edilen çıkış değerleri arasındaki farkların kareleri toplamının ortalaması olan MSE (Ortalama Karesel Hata) hata değerleri ile de ağın hata oranı tespit edilmektedir.

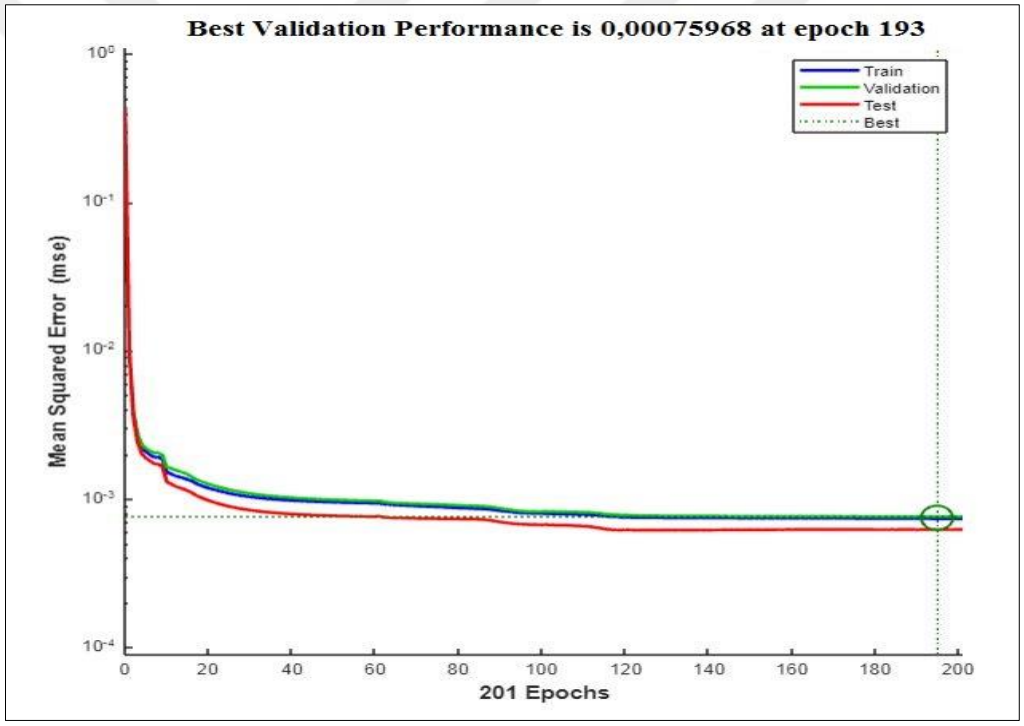
Şekil 4.7'de ileri beslemeli sinir ağının hata histogram grafiği görülmektedir. Histogram grafiği eğitim, doğrulama ,test şeklinde olan farklı veri guruplarında tekrar eden hata oranlarının sütunlarla gösterildiği bir grafik türüdür. Grafiğin yatay ekseninde veri gruplarında gerçekleşen hata miktarının değeri gösterilirken düşey ekseninde ise gerçekleşen hatanın farklı veri gruplarında tekrar ettiği örnek sayısı gösterilmektedir.



Şekil 4.7. İleri beslemeli sinir ağı hata histogram grafiği

Şekil 4.7'deki hata histogram grafiği incelendiğinde eğitim, doğrulama ve test veri guruplarında tekrar eden hata oranlarının sıfır hata miktarı çevresinde yakınsadığı ve yoğunlaştığı görülür ki bu da tasarlanan yapay sinir ağı yapısının doğru sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

İleri beslemeli sinir ağı performans grafiği Şekil 4.8'de verilmiştir. 193. döngüde ileri beslemeli sinir ağının eğitimi sonlandırılmıştır. Performans grafiği incelendiğinde en iyi doğrulama performansının 193. döngüde gerçekleştiği görülmektedir. Bu döngü eğitim verisi ve doğrulama verisi arasındaki ortalama karesel hatanın en az olduğu noktadır yani YSA 'nın en doğru sonuçları ürettiği noktadır.

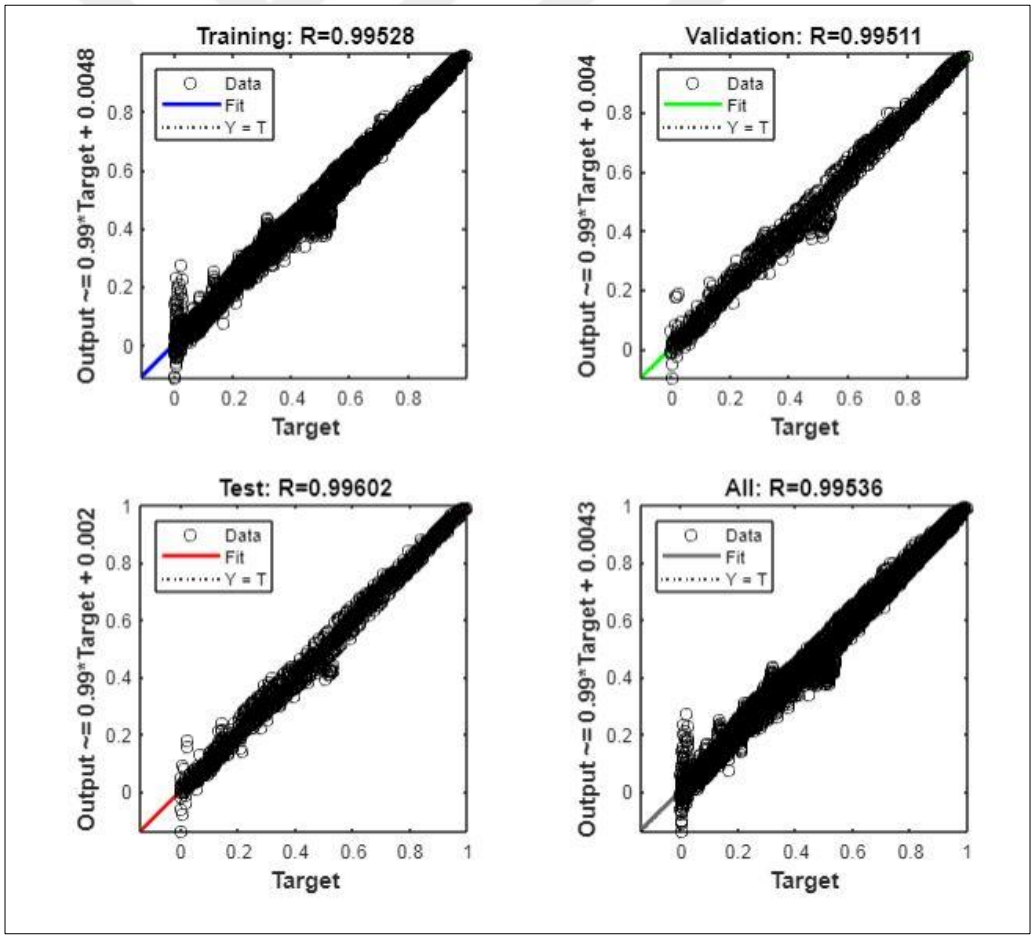


Şekil 4.8. İleri beslemeli sinir ağı performansı grafiği

Ağ yapısının eğitiminde doğrulama verilerine göre tekrar eden her bir döngü için oluşan ortalama karesel hata değerleriyle oluşturulan performans grafiğinde; ağın eğitim başarımı mavi grafik ile, doğrulama başarımı yeşil grafik ile, test başarımı ise kırmızı grafik ile gösterilmektedir.

Regrasyon grafikleri vasıtasıyla eğitim, doğrulama ve test veri gruplarında bağımlı değişken olan YSA' çıktıları ile bağımsız değişken olan YSA girdileri arasındaki ilişkiye göre YSA'nın girdi değerleri ile YSA'nın çıktı değerleri tahmin edilmektedir. Bağımsız değişkenler grafikte yatay eksende yer alırken, düşey eksende ise bağımlı değişken olan YSA'nın ürettiği tahmin değerleri vardır.

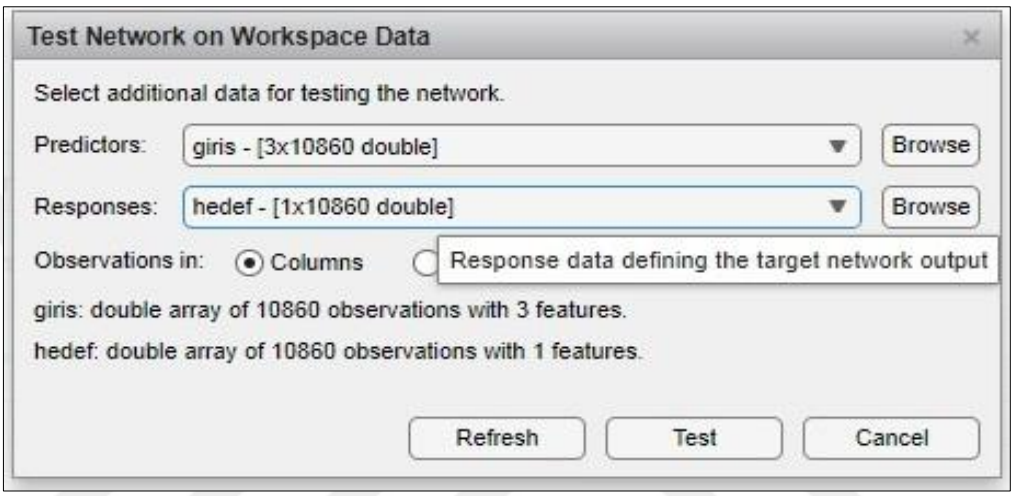
Şekil 4.9'da ileri beslemeli sinir ağı regrasyon grafikleri görülmektedir. Regrasyon oranı R ile ifade edilmektedir. R değeri 0 ile 1 arasında bir değer olup bu değerin 1'e yakınsaması regrasyon modeli uyumunun yüksek olduğunu yani YSA'nın girişindeki değerlere göre yüksek doğrulukta çıkışlar ürettiğini göstermektedir. Şekil 4.9. YSA'nın eğitim, doğrulama ve test veri gurupları için 0,99536'lık bir R değeri ile yüksek oranda doğru çıktılar ürettiğini göstermektedir.



Şekil 4.9. İleri beslemeli sinir ağı regrasyon grafiği

4.3. Bağımsız Test Verileriyle Oluşturulan YSA Grafikleri

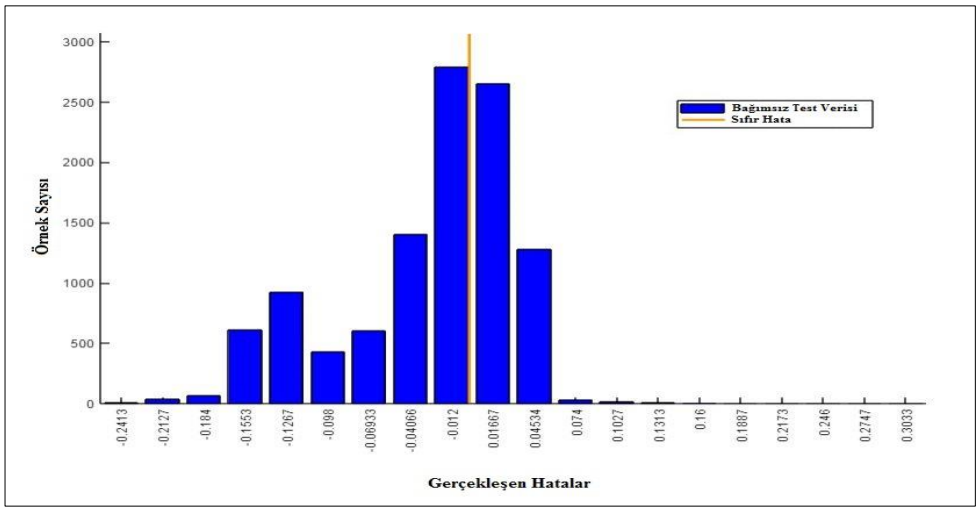
Lityum titanat bataryanın deşarj deneyleri sonucunda kaydedilen toplam 21488 veriden 10628'inin % 70'i (7440 veri) eğitim için, % 15'i (1594 veri) doğrulama için, % 15'i (1594 veri) test için kullanılmaktadır. Ancak YSA'nın sadece kendisine tanıtılan veri seti için geçerli sonuçlar üretmesi modelin kullanılabilirliğini sınarlar. Şekil 4.10'da bağımsız test verisinin YSA'ya transfer edilmesi görülmektedir.



Şekil 4.10. Bağımsız test verisinin YSA'ya transfer edilmesi

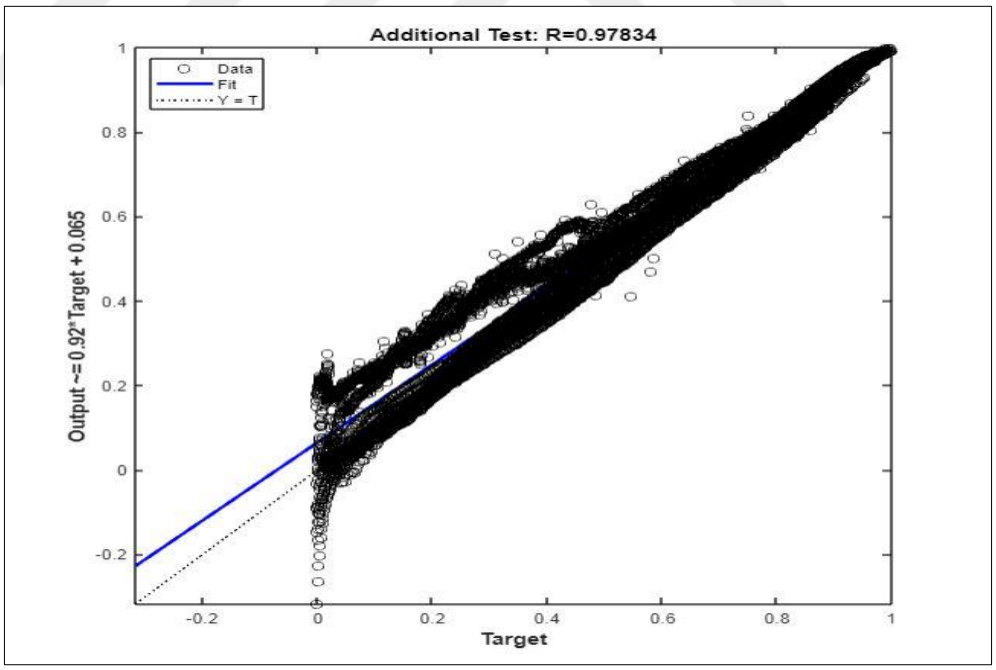
Yapay sinir ağına daha önce hiç tanıtılmayan ve ağın eğitiminde kullanılan toplam veriden daha fazla miktarda olan 10860 bağımsız deşarj verisi ile de ağın tahmin başarımı haricen test edilmektedir. Amaç YSA performansını bağımsız bir şekilde test etmek ve tasarlanan YSA modelinin benzer giriş verileri için doğru sonuçlar üretebilecek seviyede kullanılabilir olmasıdır.

Şekil 4.11'deki hata histogram grafiği incelendiğinde tekrar eden hata oranlarının sıfır hata miktarı çevresinde yakınsadığı ve yoğunlaştığı görülür ki bu da tasarlanan yapay sinir ağı yapısının bağımsız test verileri için de doğru sonuçlar ürettiğini göstermektedir.



Şekil 4.11. Bağımsız test verisinin hata histogram grafiği

Şekil 4.12'de bağımsız veriler ile yapılan test sonuçlarına göre bağımsız test verisi regrasyon grafiği görülmektedir. 0,97834'lük bir R değeri, YSA'nın bağımsız test verileri için de yüksek oranda doğru çıktılar ürettiğini göstermektedir



Şekil 4.12. Bağımsız test verisinin regrasyon grafiği

Eğitim ve bağımsız test verileri kullanılarak yapay sinir ağı performansı test edilmektedir. Tasarlanan YSA'nın bataryanın şarj durumunu %97'lik yüksek bir oranla tespit ettiği görülmektedir.

4.4. Tartışma

Yüksek hızlı deşarj koşulları altında lityum titanat oksit bataryanın güç kapasitesindeki değişimi ve bataryanın yaşlanma davranışını incelemek için Chu Wang ve ark. [38] silindirik çelik kabuklu lityum titanat oksit hücreler üzerinde deşarj deneyleri gerçekleştirdiler. Lityum titanat oksit pil 66C hızında 10 döngü için deşarj edildiğinde pil kapasitesi başlangıç kapasitesinin %80'nine düşmüştür. Lityum titanat oksit batarya için bu tez çalışmasında artan C oranlarında yapılan deşarj deneylerinde bataryanın kullanılabilir kapasitesinin %76'sının deşarj edilebildiği ve bu kapasitenin de çok kısa bir sürede tükendiği görülmektedir. Yüksek hızlı deşarj döngüleri neticesinde her iki çalışmada da ortak olarak gerçekleşen sonuç; bataryadan deşarj edilebilecek kapasitenin azalmış olması ve aşırı pil deşarjının pildeki elektrokimyasal dengeyi ve pilin iyonik hareketliliğini bozmasıdır. Pildeki bu dengesizlik durumu pilin elektrotları ve elektroliti arasındaki temas yüzeyinin kristalleşme(dendrit oluşumu) nedeniyle azalmasına ve neticesinde pil polarizasyon direncinin artmasına neden olmaktadır. $\boldsymbol{\tau}$; polarizasyon voltajı oluşturma işleminin zaman sabiti olup R_p*C_p olarak tanımlanır. Burada C_p polarizasyon kapasitansı ve R_p polarizasyon direnci olup bu direnç değerinin artmasıyla da pil sıcaklığı artmakta, pilin şarj olma süresi uzamakta ve pilin deşarj olma süresi azalmaktadır.

Lityum titanat oksit pildeki C oranı ve pil ortam sıcaklığı değişiminin, pilin nominal gerilimine etkisini gözlemlemek için Ana-Irina Stroe ve ark. [29] laboratuvar ortamında farklı ortam sıcaklıkları ve farklı C oranları için deneyler yaptılar. Farklı sıcaklıklarda artan C oranlarında yapılan deşarj deneylerinde pil nominal geriliminin artan C oranlarıyla kısa sürede düştüğü görülmektedir. Bu tez çalışmasında lityum titanat oksit batarya 24°C ortam sıcaklığında artan C oranlarında deşarj edilmektedir. 24°C ortam sıcaklığında her iki çalışmada da ortak olarak gerçekleşen sonuç; artan C oranlarında yapılan deşarj deneylerinde pil nominal geriliminin deşarj akımdaki artışla birlikte kısa sürede azaldığı görülmektedir.

Havacılıkta kullanılan lityum iyon bataryaların yapay sinir ağları ile ömür kestirimi için Polatöz, Hüseyin Selçuk [1] farklı yük senaryolarında şarj/deşarj edilen, Maryland Üniversitesi CALCE Araştırma Enstitüsü'nden temin edilen CS-2 ve CX-2 isimli lityum iyon batarya verilerini ileri yayılım ve geri yayılım sinir ağı metodu ile lityum iyon bataryanın ömür kestirimi için kullanmaktadır. Ağ performanslarından elde edilen sonuçlar genel olarak %5 hata bandının altında kalmaktadır. Bu tez çalışmasında lityum titanat oksit batarya artan C oranlarında ve farklı deşarj akımlarıyla deşarj edilmektedir. Elde edilen verilerle yapay sinir ağının performansı test edilerek bataryanın şarj durumu tahmin edilmektedir. Tasarlanan yapay sinir ağının lityum titanat oksit bataryanın şarj durumunu %3'lük bir hata payı ile tahmin ettiği görülmektedir. Her iki çalışmada da ortak olarak gerçekleşen deneysel sonuçlar yapay sinir ağılarıyla lityum tabanlı bataryaların şarj durumu tahminine yönelik geliştirilen yöntemin %5'ten daha az bir ortalama hata ve düşük bir hesaplama gereksinimi ile, lityum tabanlı pillerin şarj durumunu çeşitli döngü koşulları altında etkili bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir.

BEŞİNCİ BÖLÜM
SONUÇ VE ÖNERİLER

5.1. Sonuç

Lityum titanat oksit bataryalarda şarj durumu tahmin çalışmasının ana amacı bataryayı aşırı şarj/deşarjdan koruyan ve bataryada kalan kullanılabilir enerjiyi doğru bir şekilde belirlemede kullanılacak olan şarj durumu değerlerini, yapay sinir ağı metoduyla olabilecek en doğru şekilde ve en az hatayla elde etmektir.

Yapılan çalışmada lityum titanat oksit batarya artan C oranlarında ve farklı deşarj akımlarıyla deşarj edilmektedir. Kaydedilen veriler matlab programında aktarılarak tasarlanan yapay sinir ağı modelinde; bataryanın akım, gerilim ve sıcaklık verileri giriş parametreleri olarak, bataryanın deşarj edilebilme kapasitesi ise çıkış parametresi olarak belirlenmektedir. Yapay sinir ağı model eğitimi, mühendislik uygulamalarında yaygın olarak kullanılan matris tabanlı Matlab programının Neural Network Fitting aracı kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Deşarj veri seti içinde bulunan ancak ağ eğitiminde daha önce hiç kullanılmayan bağımsız test verisi ile yapay sinir ağının performansı test edilerek bataryanın şarj durumu tahmin edilmektedir.

Sonuçlar incelendiğinde tasarlanan yapay sinir ağının lityum titanat oksit bataryanın şarj durumunu % 97‘lik yüksek doğrulukta tahmin ettiği görülmektedir. Yapay sinir ağı modelinde bağımsız test verileriyle yapılan çalışmada elde edilen sonuçlara göre; yapay sinir ağının eğitim verilerine benzer olan ve daha önce ağ eğitim algoritmasına hiç tanıtılmayan verilerle de doğru bir şekilde çalıştığı görülmektedir.

Gerçekleştirilen deneyler neticesinde, lityum tabanlı bataryalarda yapay zeka teknikleri ve bu teknikleri de içinde barındıran hibrit tekniklerle çalışmak isteyen araştırmacıların kullanabileceği elde edilmesi maliyetli ve zaman alan bir veri seti oluşturulmaktadır. Veri çeşitliliği, bağımsız test verisi ile sağlanmış olup yapay sinir

ağının benzer niteliklerdeki farklı lityum tabanlı bataryalar için de şarj durumu kestirimini yapabilmesi sağlanmaktadır.

Eğitim ve bağımsız test verileriyle yapılan ağ performansları, lityum titanat oksit bataryanın yapay sinir ağları modeli ile şarj durumu kestirimini doğru bir şekilde elde edilebileceğini göstermektedir.

5.2. Öneriler

Teorik olarak tasarlanan bir yöntemin uygulanabilirliğinin tespiti için gerekli deneysel çalışmalar yapılarak tasarlanan yöntem araştırılmalıdır. Bu çalışmada matlab programının makine öğrenmesi ve derin öğrenme ailesinden "Neural Network Fitting" aracı kullanılarak yapay zekâ yöntemlerinden biri olan yapay sinir ağları modeli ile lityum titanat oksit bataryanın şarj durumu tahmini gerçekleştirilmektedir.

Lityum titanat oksit bataryanın deşarj deneyleri neticesinde kaydedilen batarya deşarj verileri, veriye dayalı farklı yapay zekâ tekniklerinde kullanılabilir. Lityum tabanlı bataryaların şarj durumu kestiriminde farklı yapay zekâ yöntemlerinin başarım sonuçları ve performansları karşılaştırılarak yapılan bu çalışma genişletilebilir. Tahmin performansına bağlı olarak farklı yapay zekâ yöntemlerinden hangisinin uygulamada daha başarılı olduğuna karar verilebilir.

2,4 volt nominal hücre gerilimine sahip olan lityum titanat oksit bataryanın deşarj deneyleri neticesinde kaydedilen batarya verileri, nominal hücre gerilimi 2,5 volt olan lityum-air ve nominal hücre gerilimi 2,1 volt olan lityum-sülfür şarj edilebilir lityum pil kimyalarının veriye dayalı tekniklerle yapılacak şarj durumu tahmin performanslarının bağımsız olarak test edilmesinde kullanılabilir.

Eğitim ve bağımsız test verileriyle gerçekleştirilen batarya şarj durumu tahminlerinin tutarlı ve yüksek doğrulukta olmaması durumunda; lityum tabanlı bataryaların şarj durumunu belirlemek amacıyla oluşturulan benzer veri setleri için de tasarlanan modelin geçerliliği olmayacak ve model sadece eğitiminde kullanılan

veriler ile çalışır olacaktı. Ağ performansının yeterli olmadığı durumlarda; ağın eğitiminde kullanılan veri miktarı ve çeşitliliği arttırılmalı, ağ yeniden eğitilmeli veya ağın eğitiminde kullanılan gizli katman sayısı arttırılmalıdır. Yapay sinir ağları modeli için yapılabilecek bu tarz iyileştirmeler neticesinde ağ yapısı yeni nöronlar geliştirmekte ve istenilen doğrulukta tahmin sonuçları üretebilmektedir.

KAYNAKLAR

[1] Polatöz, H. S. Estimation of remaining useful life by using neural network method for lithium based batteries in aviation applications. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, İstanbul, Eylül 2019, Sayfa sayısı 73. (Yüksek Lisans Tezi).
[2] Hu, X., Zou, C., Zhang, C., Li, Y. Technological developments in batteries: a survey of principal roles, types, and management needs. IEEE Power and Energy Magazine. 2017, 15(5), 20-31.
[3] Singh, S. P., Singh, P. P., Singh, S. N., Tiwari, P. State of charge and health estimation of batteries for electric vehicles applications: key issues and challenges. Global Energy Interconnection. 2021, 4(2), 145-157.
[4] Lin, X., Tang, Y., Ren, J., Wei, Y. State of charge estimation with the adaptive unscented Kalman filter based on an accurate equivalent circuit model. Journal of Energy Storage. 2021, 41, 102840.
[5] Ma, L., Hu, C., Cheng, F. 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. 2021, 37, 102440.
[6] Sassi, H. B., Errahimi, F., Es-Sbai, N., Alaoui, C. Comparative study of ANN/KF for on-board SOC estimation for vehicular applications. Journal of Energy Storage. 2019, 25, 100822.
[7] Bayır, R., Soylu, E. Şarj edilebilir pillerin türünün ve şarj durumunun kademeli korelasyon sinir ağı aracılığıyla gerçek zamanlı olarak belirlenmesi. Elektronika Ir Elektrotechnika. 2018, 24 (1), 25-30.
[8] Hannan, M. A., Lipu, M. H., Hussain, A., Mohamed, A. 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. 2017, 78, 834-854.
[9] Yang, F., Li, W., Li, C., Miao, Q. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network. Energy. 2019, 175, 66-75.
[10] Tong, S., Lacap, J. H., Park, J. W. Battery state of charge estimation using a load-classifying neural network. Journal of Energy Storage. 2016, 7, 236-243.
[11] https://www.lithium-battery-factory.com/tr/understanding-your-lithium-ion -batteries-terms-to-know 03/02/2023
[12] Özcan, Ö.F., Karadağ, T., Altuğ, M., Özgüven, Ö.F. Elektrikli Araçlarda Kullanılan Pil Kimyasallarının Özellikleri ve Üstün Yönlerinin Kıyaslanması Üzerine Bir Derleme Çalışması. Gazi Üniversitesi Bilim Dergisi Bölüm A: Mühendislik ve İnovasyon. 2021, 8(2), 276-298.
[13] Ogura, K., Kolhe, M. L**.** Electric Vehicles: Prospects and Challenges. Chapter 4 Battery technologies for electric vehicles. Ed: Tariq Muneer, Mohan Lal Kolhe, Aisling Doyle, Elsevier, 2017, Pages 139-167.
[14] https://batteryuniversity.com/article/bu-105-battery-definitions-and-what-they -mean 02/03/2023
[15] https://www.batkon.com/aku-batarya-teknolojileri 10/02/2023
[16] https://www.mpoweruk.com/performance.htm 15/02/2023
[17] https://www.mpoweruk.com/soh.htm 16/02/2023
[18] https://batteryuniversity.com/article/memory-myth-or-fact 12/03/2023
[19] Vidyanandan, K.V. Batteries for electric vehicles. Power Management Institute. NTPC Ltd., India, 2019, 8.
[20] https://www.mpoweruk.com/lithiumS.htm 20/02/2023

[21] https://www.nobelprize.org/prizes/chemistry/2019/popular-information/ 10/01/2023
[22] Sundaram, S.M., Kulkarni, M., Diwakar, V. Management of large format li-ion batteries. IEEE International Transportation Electrification Conference (ITEC), Chennai, India, 2015, pp. 1-7.
[23] Gerlitz, E., Greifenstein, M., Hofmann, J., Fleischer, J. Analysis of the variety of lithium-ion battery modules and the challenges for an agile automated disassembly system. Procedia CIRP. 2021, 96, 175-180.
[24] Wen, J., Zhao, D., Zhang, C. An overview of electricity powered vehicles: Lithium-ion battery energy storage density and energy conversion efficiency. Renewable Energy. 2020, 162, 1629-1648.
[25] Sun, X., Li, Z., Wang, X., Li, C. Technology development of electric vehicles: A review. Energies. 2019, 13(1), 90.
[26]https://owlcation.com/stem/Comparing-6-Lithium-ion-Battery-Types 01/02/2023
[27] Brunell, M. Modelling and predictive performance of lithium titanate. University of Warwick, Coventry, United Kingdom, 2020, Number of pages 141, (Doctoral Dissertation)
[28] Altaır Nanotechnologıes Inc - Form 10-K - May 18, 2017, (n.d.). http://getfilings.com/sec-filings/170518/Altaır-Nanotechnologıes-Inc_10-K/ 01/04/2023
[29] Stroe, A. I., Meng, J., Stroe, D. I., Świerczyński, M., Teodorescu, R., Kaer, S. K. Influence of battery parametric uncertainties on the state-of-charge estimation of lithium titanate oxide-based batteries. Energies, 2018, 11(4), 795.
[30] https://www.mpoweruk.com/cell_design.htm#sulphur 13/02/2023
[31] Yang, B., Wang, J., Cao, P., Zhu, T., Shu, H., Chen, J., Zhu, J. Classification, summarization and perspectives on state-of-charge estimation of lithium-ion batteries used in electric vehicles: A critical comprehensive survey. Journal of Energy Storage. 2021, 39, 102572.
[32] Hamar, J. C., Erhard, S. V., Canesso, A., Kohlschmidt, J., Olivain, N., Jossen, A. State-of-health estimation using a neural network trained on vehicle data. Journal of Power Sources. 2021, 512, 230493.
[33] Khumprom, P., Yodo, N. A data-driven predictive prognostic model for lithium-ion batteries based on a deep learning algorithm. Energies. 2019, 12(4), 660.
[34] Da Silva, I. N., Hernane Spatti, D., Andrade Flauzino, R., Liboni, L. H. B., dos Reis Alves, S. F. Artificial neural network architectures and training processes. Springer International Publishing, Switzerland, 2017, pp. 21-28.
[35] https://victorzhou.com/blog/intro-to-neural-networks/ 20/03/2023
[36] Wang, Q., Qi, W. Study on equivalent circuit model of lithium titanate battery for rail transit. International Journal of Vehicle Systems Modelling and Testing, 2020, 14(1), 26-39.
[37] Hamit, E., Yapraklı, T. Ş. Firma başarısızlığı tahminlemesi: Makine öğrenmesine dayalı bir uygulama. Bilişim Teknolojileri Dergisi. 2016, 9(1), 21.
[38] Wang, C., Liu, Z., Sun, Y., Gao, Y., Yan, P. Aging behavior of lithium titanate battery under high-rate discharging cycle. Energies, 2021, 14(17), 5482.
[39] Homan, B., Marnix, V., Hurink, J. L., Smit, G. J. A realistic model for battery state of charge prediction in energy management simulation tools. Energy. 2019, 171, 205-217.
[40] Zuo, H., Zhang, B., Huang, Z., Wei, K., Zhu, H., Tan, J. Effect analysis on SOC values of the power lithium manganate battery during discharging process and its intelligent estimation.Energy. 2022, 238, 121854.

[41] Tran, M. K., Mathew, M., Janhunen, S., Panchal, S., Raahemifar, K., Fraser, R., Fowler, M. A comprehensive equivalent circuit model for lithium-ion batteries, incorporating the effects of state of health, state of charge, and temperature on model parameters. Journal of Energy Storage. 2021, 43, 103252.
[42] Berecibar, M., Gandiaga, I., Villarreal, I., Omar, N., Van Mierlo, J., Van den Bossche, P. Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2016, 56, 572-587.
[43] Liu, K., Li, K., Peng, Q., Zhang, C. A brief review on key technologies in the battery management system of electric vehicles. Frontiers of mechanical engineering. 2019, 14, 47-64.
[44] Rivera-Barrera, J. P., Muñoz-Galeano, N., Sarmiento-Maldonado, H. O. SoC estimation for lithium-ion batteries: Review and future challenges. Electronics. 2017, 6(4), 102.
[45] Farmann, A., Waag, W., Marongiu, A., Sauer, D. U. Critical review of on-board capacity estimation techniques for lithium-ion batteries in electric and hybrid electric vehicles. Journal of Power Sources. 2015, 281, 114-130.
[46] Li, L., Wang, C., Yan, S., Zhao, W. A combination state of charge estimation method for ternary polymer lithium battery considering temperature influence. Journal of Power Sources. 2021, 484, 229204.
[47] Dos Reis, G., Strange, C., Yadav, M., Li, S. Lithium-ion battery data and where to find it. Energy and AI. 2021, 5, 100081.
[48] Liu, S., Jiang, J., Shi, W., Ma, Z., Guo, H. Butler-volmer equation based electrical model for high-power lithium titanate batteries used in electric vehicles. IEEE Transactions on Industrial electronics. 2015, 62(12), 7557-7568.
[49] Yao, L. Online Modelling And State-Of-Charge Estimation For Lithium- Titanate Battery. Universiti Teknologi Malaysia, Faculty Of Electrical Engineering, Malaysia, 2016, 71 p. (Doctoral Dissertation)
[50] Lucchetta, B. Battery State of Charge estimation using a Machine Learning approach. University of Padua, Computer Science Department Of Mathematics, Padova, 2021, Number of pages 135, (Master Thesis).