T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

LİTYUM-İYON BATARYALARDA SAĞLIK DURUMU KESTİRİMİ İÇİN MODEL GELİŞTİRİLMESİ

YASİN TAŞAN
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

GEBZE
2019

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

LİTYUM-İYON BATARYALARDA SAĞLIK DURUMU KESTİRİMİ İÇİN MODEL GELİŞTİRİLMESİ

YASİN TAŞAN
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMANI
PROF. DR. ABDÜLKADİR BALIKÇI

GEBZE
2019

T.R.

GEBZE TECHNICAL UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

MODEL DEVELOPMENT FOR STATE OF HEALTH ESTIMATION IN LITHIUM-ION BATTERIES

YASİN TAŞAN

A THESIS SUBMITTED FOR THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE

DEPARTMENT OF ELECTRONIC ENGINEERING

THESIS SUPERVISOR

PROF. DR. ABDÜLKADİR BALIKÇI

GEBZE

2019

GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	**YÜKSEK LİSANS JÜRİ ONAY FORMU**

GTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 2 / 10 / 2019 tarih ve 2019 / 45 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 15 / 10 / 2019 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Yasin TAŞAN'ın tez çalışması Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE (TEZ DANIŞMANI)	: PROF. DR. ABDÜLKADİR BALIKÇI	
ÜYE	: DR. ÖĞR. ÜYESİ TUBA GÖZEL	
ÜYE	: DR. ÖĞR. ÜYESİ ENGİN HÜNER	

ONAY

Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun

...../...../..... tarih ve ...../..... sayılı kararı.

ÖZET

Lityum-İyon bataryalar genel itibariyle elektrikli araçlarda, akıllı elektrik şebeke sistemlerinde ve taşınabilir elektronik cihazlarda kullanılmaktadır. Bu bataryalar kullanımları sırasında zorlu yaşlandırma koşullarına maruz kalabilmektedir. Aşırı şarj, aşırı deşarj, aşırı ısınma gibi sebeplerden dolayı, bataryaların sağlık durumları kötüleşmekte ve patlamaya kadar giden olaylara sebep olabilmektedir.

Bu gibi güvenlik sebeplerinden dolayı bataryaların sağlık durumlarının çevrim içi olarak izlenmesi önem arz etmektedir.

Bu çalışmada Lityum-İyon bataryalarda Sağlık Durumu kestiriminde çevrim içi durumda kullanılabilen, verimliliği sayısal olarak ispat edilmiş bir yöntem olan Kalman Filtrelemesi ile Artımsal Kapasite Analizi yöntemi anlatılmaktadır.

Elde edilen modelde batarya Sağlık Durumu bölgesel kapasitenin doğrusal bir fonksiyonu olarak çıkmakta ve gürültüden asgari oranda etkilenme olmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Artımsal Kapasite Analizi (AKA), Kalman Filtresi (KF), Sağlık Durumu (SD), Şarj Durumu (ŞD).

SUMMARY

Lithium-Ion batteries are generally used in electrical vehicles, smart electric network systems and mobile devices. These batteries are exposed to tough aging conditions during usage. Reasons like over charging, over discharging and overheating state of health of batteries are getting worse and can even be exposed.

Online state of health estimation is getting importance because of these reasons.

In this work, Incremental Capacity Analysis with Kalman Filter is described that is used for online State of Health Estimation. This method is pretty efficient and proven numerically.

In this obtained method state of health estimation is come up a linear function of regional battery capacity and least affected from measurement noise.

Key Words: Incremental capacity analysis (ICA), Kalman Filter (KF), State of Health (SoH), State of Charge (SoC).

TEŞEKKÜR

Başta, yüksek lisans eğitimimde ve akademik hayatımda desteğini ve yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyip bilgisi ile bu çalışmanın oluşmasının yolunu açan danışmanım Prof. Dr. Abdülkadir BALIKÇI'ya,

Çalışmam boyunca yanımda olan, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan değerli arkadaşım Türev SARIKURT'a ve göstermiş olduğu desteklerinden dolayı anneme, babama ve kardeşime en içten teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
TABLOLAR DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Tezin Amacı, Katkısı ve İçeriği	2
2. BATARYA SAĞLIK DURUMU KESTİRİMİ YÖNTEMLERİ	3
2.1. Uyarlamalı Yöntemler	3
2.1.1. Parçacık Filtreleme Yöntemi	3
2.1.2. Bulanık Mantık Yöntemi	4
2.1.3. Destek Vektör Makinesi	6
2.2. Deneysel Yöntemler	7
2.2.1. Coloumb Sayma Yöntemi	8
2.2.2. Açık Devre Gerilimi Yöntemi	9
2.2.3. Elektrokimyasal Empedans Spektroskopi Yöntemi	10
3. ARTIMSAL KAPASİTE ANALİZİ	12
3.1. Kalman Filtresi	14
4. SAGLIK DURUMU TAHMİNİ	19
4.1. Sonuçların Doğrulanması	30
5. SONUÇLAR	31
KAYNAKLAR	32
ÖZGEÇMİŞ	37
EKLER	38

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler ve Kısaltmalar		**Açıklamalar**
AKA	:	Artımsal Kapasite Analizi
SD	:	Sağlık Durumu
ŞD	:	Şarj Durumu
KF	:	Kalman Filtresi
Li-ion	:	Lityum İyon
SoH	:	State of Health
SoC	:	State of Charge
DVM	:	Destek Vektör Makinesi
ADG	:	Açık Devre Gerilimi
ÖEYÖ	:	Örnekleme Etkili Yeniden Örnekleme
EES	:	Elektrokimyasal Empedans Spektroskopi
DD	:	Deşarj Derinliği
BK	:	Bölgesel Kapasite
BG	:	Bölgesel Gerilim

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil No:		Sayfa
2.1:	Açık Devre Gerilimi.	9
2.2:	Reel ve İmajinal Empedans Grafiği.	11
3.1:	Filtrelenmiş Gerilim-Zaman Grafiği.	13
3.2:	Filtrelenmemiş Gerilim-Zaman Grafiği.	14
3.3:	dQ/dV- Zaman Grafiği.	14
4.1:	dQ/dV Grafiği.	19
4.2:	dQ/dV (IIR) Grafiği.	20
4.3:	dQ/dV (FIR) Grafiği.	21
4.4:	dQ/dV (Kalman) Grafiği.	21
4.5:	dQ/dV (Kalman + FIR) Grafiği.	22
4.6:	%85 Sağlık Durumuna Sahip Bir Hücrenin dQ/dV Grafiği.	23
4.7:	Kalman+FIR Filtrelenmiş Grafik.	23
4.8:	0.01 Hassasiyetli Filtreleme.	24
4.9:	0.001 Hassasiyetli Filtreleme.	24
4.10:	Farklı Sağlık Durumları için dQ/dV Eğrileri.	26
4.11:	Kalman+FIR ile Filtrelenmiş dQ/dV Max Noktası.	26
4.12:	Ön Filtreden Geçirilmiş Gerilim Grafiği.	27
4.13:	Gerilimin Kapasiteye Göre Değişim Eğrisi.	28
4.14:	Sağlık Durumu-BG için Eğri Uydurma.	29

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo No:		**Sayfa**
2.1:	Bulanık Mantık Tablosu.	5
4.1:	Sonuçların Doğrulanması.	30

GİRİŞ

Li-ion bataryalar genel itibariyle elektrikli araçlarda, akıllı elektrik şebeke sistemlerinde ve taşınabilir elektronik cihazlarda kullanılmaktadır. Bu bataryalar kullanımları sırasında zorlu yaşlandırma koşullarına maruz kalabilmektedir. Aşırı şarj, aşırı deşarj, aşırı ısınma gibi sebeplerden dolayı, bataryaların sağlık durumları kötüleşmekte ve patlamaya kadar giden olaylara sebep olabilmektedir.

Batarya performansı kullanım süresince düşüş göstermektedir. Bu düşüşün nedeni birbirine yakın zamanlarda meydana gelen ve birbiri ile iç içe geçmiş birçok karmaşık işlem olabilir. Bu nedenle de bu düşüşün seviyesinin belirlenmesi zordur [1]. Özellikle elektrikli araç uygulamalarında batarya ömrüne ait bilgi, güvenlik açısından oldukça önemlidir. Batarya Şarj Durumu (ŞD) bu amaçla tanımlanmış bir parametredir. Batarya ŞD'sinin %100 olması hiç kullanılmamış bir bataryayı temsil etmektedir.

Bataryaların Sağlık Durumu kestirimi hesaplamalarında yaygın kanaat çevrim dışı hesaplamalar içeren yöntemlerin kullanımları yönündedir. Bu yöntemlerle olabildiğince kesin sonuçlar elde etmek mümkün olmaktadır. Operasyon esnasında yapılmayan bu çevrim dışı kestirim yöntemlerinde bataryaların sistemden çıkarılması gerektiği için çevrim içi kestirim yöntemleri önem kazanmıştır.

Çevrim içi yöntemlerde Sağlık Durumu kestirimi şarj ve deşarj operasyonları sırasında mümkün olmaktadır. Kullanıcılar deşarj sırasında bataryalarına ait Sağlık Durumu bilgisini güncel olarak almak istemesine karşılık; bu amaçla deşarj sırasında kestirim için geliştirilen yöntemler, bataryaya bağlı olan rezistif, indüktif, kapasitif gibi yüklere oldukça bağlı kalmaktadır. Bu da kestirim sonuçlarının hassasiyetini olumsuz yönde etkilemektedir.

Bu yüzden şarj sırasındaki çevrim içi kestirim yöntemleri öne çıkmaktadır. Bu sayede sonuçlar hem sistemin donanım bütünlüğü bozulmadan çıkarılmakta, hem de güncel Sağlık Durumundan kullanıcı bilgilendirilmiş olmaktadır.

Elektrikli araçlar üzerinden örneklendirilecek olursa, şarj esnasında bataryanın Sağlık Durumunun belirlenmesi ile deşarj esnasında belirlenmesi arasında kullanıcı açısından kayda değer bir fark bulunmamaktadır. Bununla birlikte Artımsal Kapasite Analizi (AKA) [2] ile daha isabetli Sağlık Durumu Kestirimi yapılabilmektedir.

1.1. Tezin Amacı, Katkısı ve İçeriği

Bu çalışmada amaçlanan şarj esnasında isabetli bir şekilde batarya Sağlık Durumunun tespitinde kullanılabilecek gürbüz bir yöntem önermektir. Bu nedenle Li-ion bataryalarda Sağlık Durumu kestiriminde şarj esnasında çevrim içi durumda kullanılabilen, verimliliği sayısal olarak ispat edilmiş bir yöntem olan Kalman Filtrelemesi ile Artımsal Kapasite Analiz yöntemi anlatılmaktadır.

AKA ile ilgili Türkçe herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Bu çalışma ile hedeflenen, Türkçe kaynaklarına yapılan katkının yanı sıra, bu konuda yapılacak olan çalışmalara tecrübe eklenmesi planlanmaktadır.

Bir sonraki bölümde bataryaların Sağlık Durumu tanımlanmış, batarya sağlık durumlarının belirlenme yöntemleri açıklanmış, başlıca yöntemler detaylandırılmıştır.

Üçüncü bölümde ise önerilen yöntemler başlığı altında AKA yöntemi hakkında bilgi verilmiş, bu yöntemin işleyişi adım adım anlatılmış ve Kalman Filtresi (KF) [3] hakkında detaylı bilgi verilmiştir..

Dördüncü bölümde yapılan çalışmalar aktarılmış ve elde edilen sonuçlar paylaşılmıştır.

2. BATARYA SAĞLIK DURUMU KESTİRİMİ YÖNTEMLERİ

Literatürde batarya sağlık durumunun tanımında çoğulluk bulunmaktadır. Batarya sağlık durumları farklı yaklaşımlar ve farklı değişkenler üzerinden hesaplanabilir [4]. Genel olarak batarya Sağlık Durumu tahmin yöntemleri deneysel ve uyarlamalı yöntemler olarak 2 temel yaklaşım altında toplanabilir.[5].

2.1. Uyarlamalı Yöntemler

Uyarlamalı yöntemlerde sağlık durumunu temsil eden model parametreleri uyarlamalı algoritmalar ve yöntemler ile belirlenmektedir. Bunlara örnek olarak uyarlamalı filtre çeşitlemeleri, gözlemciler [6] ve bulanık mantık uygulamaları [7] verilebilir.

2.1.1. Parçacık Filtreleme Yöntemi

Bu yöntem model temelli, doğrusal olmayan sistemler için en iyi yöntemdir [8]. Model temelli doğrusal olmayan sistemlerden kasıt, bilinmeyen parametrelere sahip olan veya parametre değerleri zamanla değişen sistemler kastedilmektedir. Bu yöntemin çıktısı olasılık yoğunluk fonksiyonu kestirimidir [9]. Olasılık yoğunluk fonksiyonu, durum uzayından örneklenmiş parçacık temellidir. Parçacık filtresinin uygulanması için en çok kullanılan algoritmalardan biri Örnekleme Etkili Yeniden Örnekleme (ÖEYÖ) (Sampling Importance Resampling - SIR) algoritmasıdır. Bu algoritma sonuçları verimli bir şekilde olasılık yoğunluk sonuçlarına ağırlıklı parçacık kümeleri ile yakınsar. Ağırlıkların önemi görecelidir. Bu yüzden olasılık dağılımı için ağırlıkların toplamı her zaman 1'dir.

Basit bir elektrokimyasal Lityum-İyon (Li-ion) batarya modeli [10] uygulayan araştırmacılar, Destek Vektör Makinesi (DVM) regresyon yöntemi kullanarak parametreleri belirlemeye çalışmışlardır [8]. Parçacık filtreleme algoritması için başlangıç değerleri olarak kullanılan değerler DVM regresyonundan elde edilmiştir. Sonradan her bir ölçüm tekrarı için parçacıklar tekrar hesaplanmaktadır. Aşağıdaki grafikte parçacık filtreleme kullanımının en büyük avantajlarından biri olarak ürettiği

olasılık dağılımının zamana yayıldığı görülmektedir. Bu durum, model ve ölçümlerin kendi doğasında kesinliklerin olmadığını açıkça göstermektedir.

Temel parçacık filtreleme yöntemi lityum demir fosfat (LiFePO4) bataryalar için ŞD'si ve Sağlık Durumu kestirimi için kullanılmaktadır. Araştırmacılar saf bir veri sürme yaklaşımını, belirgin bir batarya modeli olmaksızın kullanmışlardır ve bu hesaplamalarda sadece tek girdi olarak Açık Devre Gerilimi (ADG) ve akım hesaba katılmaktadır. Parçacık filtreleme algoritmasının tekrar örneklenmesi, "düşük varyans tekrar örneklenmesi" olarak adlandırılmaktadır. Düşük varyans tekrar örneklenmesi yukarda bahsedilen ÖEYÖ yönteminin basitleştirilmiş bir halidir. Aslında örneklerin yeni kümesi üretildiğinde, düşük ağırlıklı olan eski örnekler atılırken, yüksek ağırlıklı eski örnekler çarpılmaktadır. Araştırmacılar algoritmalarını şebeke dışı bir fotovoltaik güç kaynağı ve elektrikli araç sürme çevrimi olmak üzere iki batarya kullanım profilini kullanarak doğrulamaktadırlar [11]. Elde edilen sonuçlar detaylı olarak irdelenmese de mutlak ortalama hata genel olarak %2'nin altına düşmektedir. Sağlık durumu kestirimi kesin olarak açıklanmamaktadır, çünkü sadece beşten altıya kadar tamamlanmamış batarya çevrimi analizi yapılmıştır.

Bazı araştırmalarda parçacık filtreleme yöntemi, istatistik temelli regresyon yönteminden ve olasılıksal regresyon yönteminden daha kesin sonuçlar verdiği, tahmin kesinliği ve olasılık yoğunluk fonksiyonu genişliği kıyaslanarak kanıtlanmıştır. Ayrıca, araştırmalar parçacık filtreleme yönteminin, olabilecek hataların önüne geçmek için diğer yöntemlere kıyasla, erken tahminleri sağladığını göstermektedir [12].

2.1.2. Bulanık Mantık Yöntemi

Bulanık mantık, pratik olarak boolean ve küme kavramlarını kullanan bir matematik kavramıdır. Ana fikirde, bulanık mantık kümelerinin elemanlarına, kümelerin elemanı olma derecesine sahip olma izni verir. A kümesinin her bir x elemanına bir üyelik fonksiyonu uygulanır ve fonksiyon çıkışında 0-1 aralığında bir sayı elde edilir. Bu çıktı A bulanık kümesine ait olma derecesini göstermektedir. Bulanık mantık boolean işletmenleri olan VE, VEYA ve DEĞİL kapılarını kullanmaktadır. Fakat bu işletmenlerin tanımları burada daha genişletilmiş

durumdadır. Bu bulanık mantık işletmenlerinin tanımları aşağıdaki tabloda görülmektedir.

Tablo 2.1: Bulanık Mantık Tablosu.

İŞLEM	**SONUÇ**
x AND y	min(x,y)
x OR y	max(x,y)
NOT x	1-x

Bulanık mantık, eğer Sağlık Durumu için birkaç üyelik fonksiyonu (sağlıklı, kabul edilebilir, sağlıksız gibi) çıktı olarak tanımlanırsa, bataryaların Sağlık Durumu kestirimi için kolayca uygulanabilmektedir. Bataryaların Sağlık Durumu kestirimine uygulanan bulanık mantık uygulamalarının son zamanlardaki uygulamalarda artık karşımıza çıkmadığı söylenebilir [13]-[17]

Bulanık mantık algoritmalarının kullanıldığı ilk çalışmalardan birinde Elektrokimyasal Empedans Spektroskopi (EES) verilerinin çıkarılması için bir modelden faydalanılmıştır [14]. Bu çalışmada önerilen yöntem birincil ve ikincil bataryalar için de uygulanabilmektedir. Kestirim ŞD ve Sağlık Durumu için, özbağlanımlı hareketli ortalama (autoregressive moving average), sinir ağı (neural network) ve bulanık mantık olmak üzere üç yöntem kullanılarak yapılmaktadır. Bu yöntemler ortalama kestirim hatası kullanılarak karşılaştırılmakta ve final karar bloğunu beslemektedirler. Final karar bloğu 3 yöntemin çıktılarının birleşmesini ve sistem hakkında geriye dönük bilgi toplanmasını sağlamakta ve kestirimi çıktı olarak vermektedir. Bulanık mantık kestiricisi hakkında detaylı bilgi verilmeyen çalışmada, sadece girdi sinyallerinin dördünün kullanıldığı belirtilmektedir [14]. Bu sayı sinir ağı kestiricisinden çok daha az sayıda olduğu bilinmektedir. Bulanık mantık kestiricisi iyi bir performans sergilemekte ve sinir ağından elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılabilmektedir.

Araştırmacılar Li-Co bataryalar üzerinde, 0.5 C'lik sabit bir akımda şarj edip farklı akımlarda deşarj ederek genişletilmiş bir ömür çevrim testi uygulamışlardır. Sağlık Durumu kestirimi için sadece ölçülen veri temelli bulanık belirleme çalıştırmışlardır. Araştırmacılar bunun için 3 adet ölçülebilir büyüklüğü bulanık kümeleri ve üyelik fonksiyonlarını belli bir normal dağılım tipindeki forma sokmak

için ve kullanmışlardır. Ortalama hatanın %1.4 ile %9.2 arasında olduğu rapor edilmiştir. Bu hata aralığı önerilen yöntemin Sağlık Durumu kestirimi için uygun olduğunu göstermektedir.

2.1.3. Destek Vektör Makinesi

DVM algoritmaları son dönemlerde popüler olmaya başlayan bir kestirim yöntemi olarak karşımıza çıkmaktadır[18]-[21]. {(x1, y1), (x2, y2), …, (xn, yn)} ⊂ $R^n \times R$ (R^n girdi verileri uzayı) şeklinde eğitim verisi ile çalışan yöntemde x değerleri girdi verilerini, y değerleri de hedef verilerini temsil etmektedir. Burada amaç tüm eğitim verisi için hedef veriden azami sapmayı bulan fonksiyonu elde etmektir [22]-[25]. Bu fonksiyon da aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \tag{2.1}$$

Buradaki w değeri R^n uzayına, b değeri de R uzayına aittir. < , > ifadesi de R^n içinde nokta çarpım anlamına gelmektedir. Böyle bir fonksiyonun olmadığı durumlar da bulunmaktadır. Bu durumun üstesinden gelmek için ξ ve ξ* olmak üzere 2 adet yapay değişken tanımlanmıştır. Böylece ölçüm hataları için ön tanımlanmış aralığa izin verilmektedir. Bu durumda problem kendisini çiftli optimizasyon problemine indirgemektedir. Çiftli optimizasyon problemi dörtlü programlama tekniği ile çözülmektedir. Dörtlü programlama tekniğinde, orijinal girdiyi yüksek boyutlu girdi özellikli uzaya dönüştürmek için doğrusal olmayan haritalama bulunmaktadır. Bu durumda fonksiyon aşağıdaki şekli alacaktır.

$$f(x) = \sum_{k=0}^{K} (\mathrm{a}_\mathrm{k}^* - a_k)\, K(x(k), x) + b \tag{2.2}$$

a_k^* ve a_k değerleri çiftli değişkenlerdir. Bu çiftli değişkenler öncelikli değişkenlere (w, b, ξ, ξ*) Lagrangian uygulanması ile elde edilmektedir. K ise kernel (haritalama) fonksiyonudur ve aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir. İfade içinde geçen Φ ifadesi doğrusal olmayan dönüşümü temsil etmektedir.

$$K(x(k), x(m)) = \langle \phi\big(x(k)\big), \phi(x(m)) \rangle \tag{2.3}$$

Çıkışlara ait Olasılıklı Yorumlamayı (Probabilistic Interpretation) sağladığı için diğerlerinden ayrılmaktadır. Çıkışın kestirimi aşağıdaki şekli almaktadır.

$$t = y(x) + \varepsilon_n \tag{2.4}$$

(2.4)'teki t değeri tahmin edilmiş olan hedefi, y(x) fonksiyonu ise girdi verisini DVM algoritmasında tanımlandığı şekilde hedef veriye çevirmektedir. ε_n ise işlem gürültüsünü örneklendirmektedir. Maximum olasılık fonksiyonunun ifade edilmesinden ve Bayess kuralının uygulanmasından sonra aşağıdaki dağılım sonucu ortaya çıkmaktadır. Yeni veri tahminleri ağırlıkların entegre edilmesi ve hiper parametrelerin marjinal olasılıklarının hesaplanması ile elde edilmektedir.

$$p(w|t, \alpha, \sigma^2) = \frac{p(t|w, \sigma^2)p(w, \alpha)}{p(t|\alpha, \sigma^2)} \tag{2.5}$$

İfadede geçen w ağırlık vektörünü, α ağırlıklardaki sapmaları kontrol eden hiperparametre vektörünü, σ varyansı, p ise son dağılım fonksiyonunu göstermektedir.

2.2. Deneysel Yöntemler

Deneysel yöntemler de kendi arasında ölçümsel ve model tabanlı yöntemler olarak iki başlık altında incelendi. Ölçümsel yöntemlerde bataryanın iç direnci [5] veya empedansındaki değişimleri gözlenerek Sağlık Durumu yorumlanabilir [1]-[7],[10],[26]. Model tabanlı çalışmalarda ise deneysel veri Sağlık Durumu modeli oluşturmak için kullanılmaktadır. Buna örnek olarak veri uydurma teknikleri [12], [27], olasılıksal yöntemler [28] ve coloumb sayma verilebilir.

Deneysel yöntemlerin ölçümsel olanları çevrim içi çalışma için uygun değildir. Çünkü bu yöntemlerde batarya paketinin sistemden ayrılması gerekmektedir.

2.2.1. Coulomb Sayma Yöntemi

Bu yöntem, Sağlık Durumu kestirimi için en çok kullanılan yöntemler arasında sayılabilir. 2 adımdan oluşmaktadır.

1. adımda bataryanın Q deşarjı %0'lik ŞD'ye göre belirlenir. Bu belirleme işlemi, deşarj akımının zamana göre türevi alınarak yapılır. 2. adımda ise Sağlık Durumu, 1. adımda hesaplanan Q deşarj değerinin nominal kapasiteye bölünmesi ile elde edilir.

$$Q_{discharge} = \int_0^T I(t)dt \tag{2.6}$$

$$SoH = \frac{Q_{discharge}}{Q_{rated}}.\%100 \tag{2.7}$$

Bataryanın ölçülen ana parametreleri, şarj ve deşarj akımları, gerilim, sıcaklık olarak sıralanabilir. Bu yöntem daha adaptif bir yönteme dönüştürülebilir. Bunun için deşarj ve Sağlık Durumu parametreleri her bir çevrim için hesaplanmalıdır. Q deşarj değerinin şarj/deşarj çevrim sayısının artması ile azaldığı gözlemlenmektedir [29]. Bu durum Sağlık Durumu değerlerinde negatif bir eğilim oluşmasına sebep olmaktadır. Sağlık Durumu değerinin %80'in altına düşmesi genel olarak bataryanın artık kullanılamaz olduğu kanaatine varılmasına sebep olmaktadır. Bunun ölçüm kesin sonuç vermesinin, ölçümlerin periyodik kalibrasyonlarına bağlı olduğu görülmüştür.

Coloumb Sayımı yönteminin sonuçlarının kesinliği daha çok başlangıç ŞD'si değerine ve akım değerlerinin ölçümüne çok bağlı olduğu gözlemlenmiştir.

Deşarj karakterini gösteren bir metrik olarak Deşarj Derinliği (DD) değeri aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

$$DoD = \frac{Q_{released}}{Q_{rated}}.\%100 \tag{2.8}$$

Belli bir zamandaki anlık DD değeri ise aşağıdaki şekilde gösterilebilir.

$$DoD(t) = DoD(t) + \eta \Delta DoD(t) \tag{2.9}$$

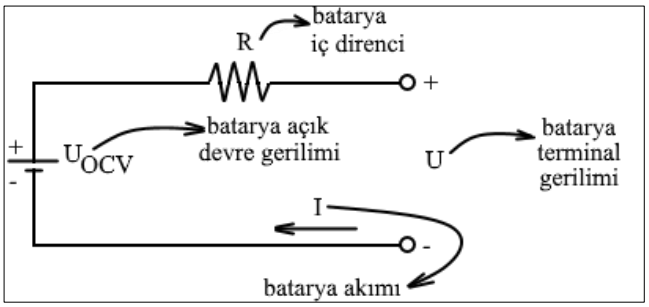
$$\Delta DoD(t) = \frac{-\int_{t_0}^{t_0+\tau} I_b(t)dt}{Q_{rated}} . \%100 \tag{2.10}$$

Sağlık durumu değeri aynı zamanda batarya tamamen tükendiğindeki DD değeri olarak da değerlendirilebilir. Her şarj/deşarj çevriminde DD değeri de şarj/deşarj verimliliği ile tekrar hesaplanmalıdır. Buna ek olarak tekrar kalibrasyon tam şarj ve tam deşarj durumlarında yapılmalıdır. Bu yöntemin avantajları, ölçüm cihazlarının uygulamalarının maliyetlerinin azlığı ve algoritmaların çalışması için gereken işlem gücü gereksiniminin oldukça düşük olmasıdır. Coloumb Sayımı yönteminde Sağlık Durumu kestiriminin kesinliği şarj/deşarj çevrim sayısına bağlıdır. Bu şarj/deşarj çevrim sayısı 28'den büyük olduğu durumlarda Sağlık Durumu değerinin %1 kesinliğin de altında bulunduğu gözlenmiştir [30].

2.2.2. Açık Devre Gerilimi Yöntemi

ADG yöntemi hem çevrim içi hem de çevrim dışı form için kullanılabilmektedir[22], [29], [31]. Bu yöntemde elektriksel model kullanılmaktadır.

$$U_{OCV} = U + I.R \tag{2.11}$$



Şekil 2.1: Açık Devre Gerilimi.

Bazı çalışmalarda çevrimdışı form için ADG-Sağlık Durumu eğrisine sıcaklığın etkisi gözlenmiştir. Yüksek hassasiyetli kestirim için bu sıcaklık etkisi

dikkate alınmalıdır. Bu çalışmalarda çevrimdışı form için ADG- Sağlık Durumu eğrisinin çıkarılma yollarından bahsedilmiş ve sonuçlar testlerle teyit edilmiştir[32], [33].

Çevrimdışı yöntem matematik bir modeli temel alırken ADG yöntemi elektriksel modeli temel almaktadır. Çevrimiçi yöntemde Sağlık Durumu kestirimi hatası başlangıç ŞD değerine bağlı olmaktadır. Gerçek ŞD değeri ile hesaplamalar için kullanılan başlangıç ŞD arasındaki fark asgari tutulduğu oranda hata da küçük çıkmaktadır. Ayrıca düşük sıcaklıktaki hatanın Kök kare ortalaması (Root Mean Square - RMS)'i %5-%25 arasında çıkmaktadır[34].

Çevrimiçi form için yapılan çalışmalardaki ADG yönteminde ŞD ve Sağlık Durumu kestirimi için elektriksel modelin parametreleri kullanılmıştır. Bu çalışmalarda kullanılan algoritmalar çok hücreli bataryalar için uygundur.[13]

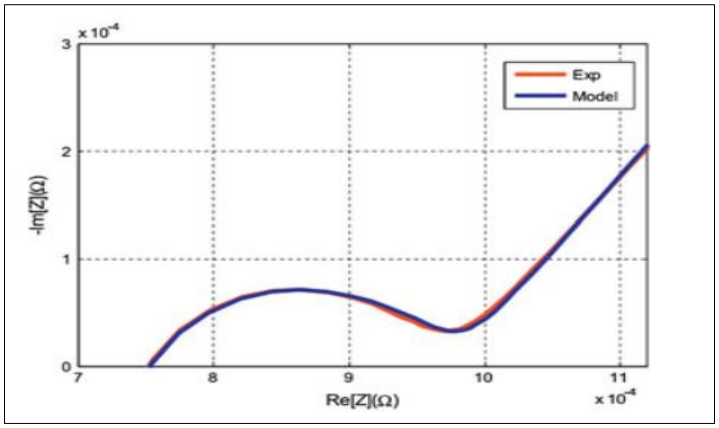
Sağlık Durumu hesabında ADG parametresinin kullanımının dezavantajları üzerine yapılan çalışmalarda çıkan sonuçlara göre, ADG parametresinin pratik kullanımda tespiti zor olmaktadır. Bu çalışmalar, elektriksel batarya modelinde (CC-CV eğrilerini temel alan) ADG'yi elimine etmeye çalışmışlardır. Bu sayede algoritmayı basitleştirmek ve işlem gücünü azaltıp donanım maliyetlerini düşürmeyi hedeflemişlerdir.

Bazı çalışmalarda ADG yöntemi ile Coloumb Sayma yönteminin verimli bir şekilde birleştirilmesi üzerine çalışılmıştır.

Üstel parametreler ile birleştirilmiş yeni bir ADG yöntemi sunan çalışmalarda AKA yöntemi ile Sağlık Durumu kestirim hatası %1 olarak hesaplanmıştır.

2.2.3. Elektrokimyasal Empedans Spektroskopi Yöntemi

EES yöntemi batarya hücrelerine ait yüksek hassasiyetli empedans ölçümlerinin elde edilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Bu ölçümler düşük akımda geniş frekans spektrumu altında yapılmaktadır[35]. Sağlık Durumu ölçümlerinde kullanılan ŞD için EES ölçümlerinin güvenirliği mevcut literatürdeki çalışmalarca kendini kanıtlamıştır. Şekil 2.3'te bir batarya için reel ve imajinal empedans grafiği görülmektedir.



Şekil 2.2: Reel ve İmajinal Empedans Grafiği.

EES yönteminin en çok kullanıldığı alanlardan biri elektrokimyasal batarya modelinin parametrelerinin tespit edilmesidir [36].

Bunun için araştırmacılar, Li-ion hücrelerinin spesifik fiziksel fenomenlerini temel alan bir elektrokimyasal batarya modeli geliştirmişlerdir. Bu modelin 16 parametresi bulunmaktadır. Bu 16 parametrenin 6'sı önceden hesaplanmış ve belirlenmiş farz edilmektedir. Geri kalan 10 parametre de HMPSO (Hybrid Multiple Particle Swarm Optimization) yöntemi ile elde edilmektedir. EES ölçümleri %100 ve %50 ŞD'sinde olan Li-ion hücrelere (0.025 Hz, 4 kHz) frekans aralığında uygulanmaktadır [37].

Sağlık Durumu ve Kalan Faydalı Ömür (Remaining Useful Life - RUL) tahmini için yapılan çalışmalarda EES yöntemi ile Özyinelemeli Sinir Ağı (Recursive Neural Network - RNN) eşleştirilmiştir. EES yöntemi araştırmacılar tarafından önerilen eşdeğer devre modelinin parametrelerinin hesaplamaları için çevrimdışı hesaplama ile kullanılmıştır. EES 5 eleman içermektedir. 2'si dirençlerin modellenmesi için kullanılmıştır. Bunlardan biri ohmik direnci R1 olarak, diğeri ŞD'ye bağlı direnci R2 olarak temsil edilmektedir. Model ayrıca difüzyon, şarj transferi ve çift katlı kimyasal tepkimeler için kullanılan, 2 adet sabit faz elemanı (Constant Phase Element - CPE) içermektedir ve bunlar CPE1 ve CPE2 olarak adlandırılmaktadır. CPE1 ve CPE2 parametrelerinin ŞD'ye bağlı oldukları gözlenmiştir. EES ölçümleri 25 derece sıcaklıkta alınmıştır ve verilerin toplanması (0.01 Hz, 10 kHz)'lik bir frekans aralığında yapılmıştır. Model, hibrit elektrikli araçlar (Hybrid Electrical Vehicles - HEV)'ler için kullanılan standart bir akım yükünde doğrulanmıştır. Bu sayede, göreceli olarak daha basit, yeterli kesinliğe

ulaşan ve on-board Batarya Yönetim Sistemlerinde de kullanılabilecek bir model sağlanmıştır.

Kalan gerçek batarya kapasitesi, EES yönteminin kullanımı ile belirlenen batarya modelinin girdi olduğu bir Özyinelemeli Sinir Ağı kullanılarak bulunmaktadır. Algoritma, hem kalan batarya kapasitesinin hem de eşdeğer seri direncinin (Equivalent Series Resistance - ESR) bulunması için simule edilmiş olan veriye uygulanmaktadır.

3. ARTIMSAL KAPASİTE ANALİZİ

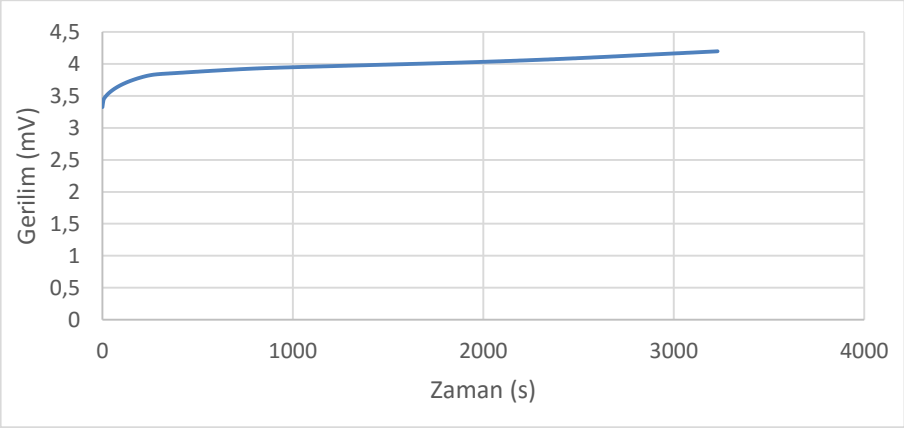
Bu çalışmada AKA yöntemi kullanılarak batarya Sağlık Durumu hesaplanması planlanmıştır. Bu amaçla NASA'nın genel kullanıma açık olan verilerinden [38] faydalanılmıştır.

Bu yöntem sadece sabit akımda şarj esnasında kullanılmaktadır. Neredeyse tüm uygulamalarda bataryalar sabit akım profili ile şarj edildiğinden yöntemin etkin kullanımının önünde engel teşkil etmemektedir.

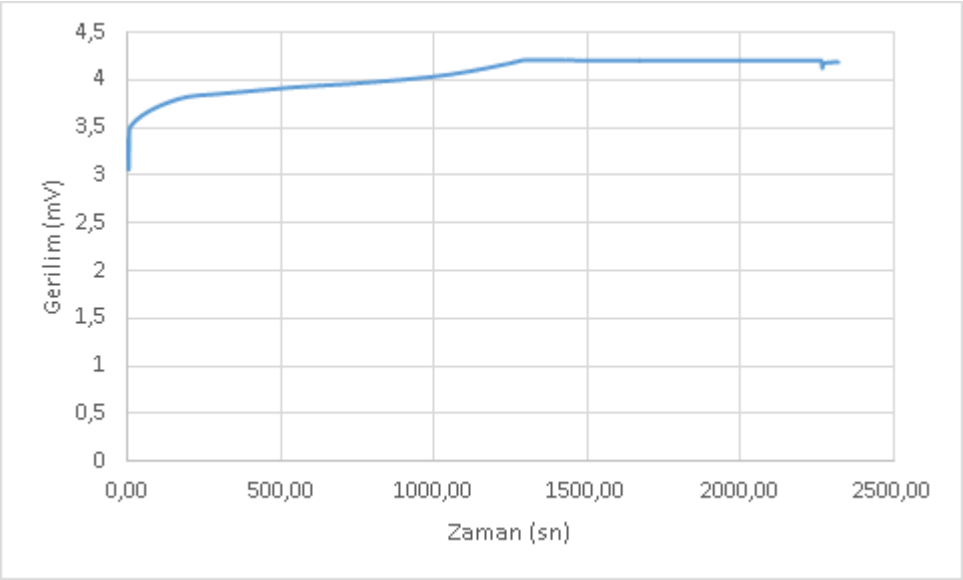
Bu yöntemde ihtiyaç duyulan veriler şarj akımı ve şarj esnasında gerilim değeri gösteren zaman etiketli gerilim değerleridir.

Akım ve zaman değerlerinden faydalanarak birim zamandaki kapasite artış değeri hesaplanabilmektedir. Birim zamandaki gerilim değişimi de bilindiğinden, birim zamandaki kapasite değişiminin birim zamandaki gerilim değişimine oranı bilinebilmektedir.

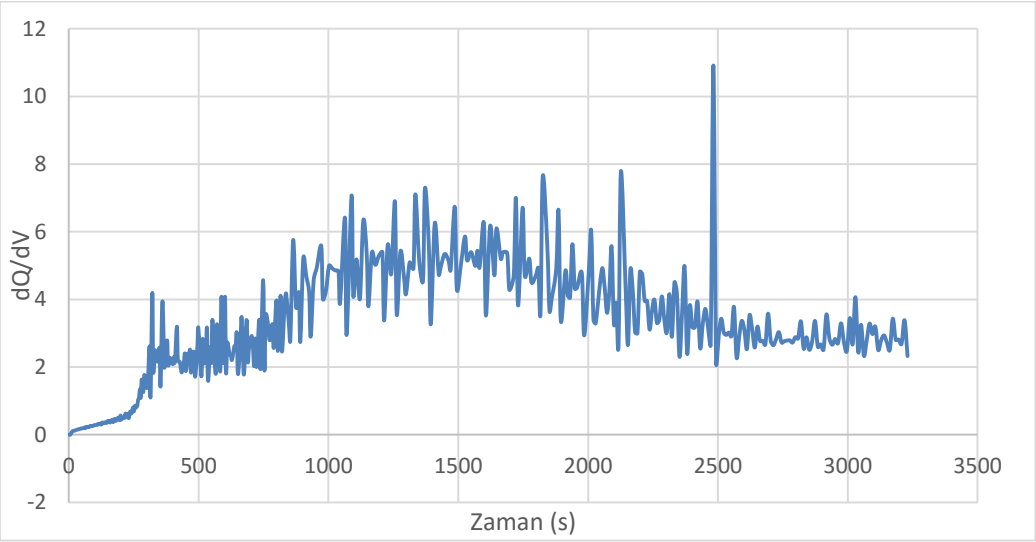
Şekil 3.1'de NASA verilerinden %100 Sağlık Durumu için, gerilimin zamana göre değişiminin filtrelenmiş grafiği gösterilmiştir. Şekil 3.2'de ise bu gerilim verilerinin filtrelenmemiş durumu gösterilmektedir. Deneylerde sabit 1.5A şarj akımı kullanılmıştır. Bundan yola çıkarak zamana göre kapasite artış miktarı hesaplanmıştır. Zamana göre kapasitedeki değişimin (dQ) zamana göre gerilimdeki değişime (dV) oranı Şekil 3.2'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1: Filtrelenmiş Gerilim-Zaman Grafiği.



Şekil 3.2: Filtrelenmemiş Gerilim-Zaman Grafiği.



Şekil 3.3: dQ/dV- Zaman Grafiği.

dQ/dV oranının belirli bir zaman aralığındaki fonksiyonu kapasite artışı olarak adlandırılmaktadır. Bu yöntemde kapasite artışının azami olduğu nokta seçilip bu zaman noktasındaki gerilim değeri kullanılmaktadır.

Şekilde de (Şekil 3.2) görüldüğü üzere dQ/dV grafiği çok gürültülüdür ve azami noktası bulunamamaktadır. Bu gürültülü verinin filtrelenmesi amacıyla KF kullanılmıştır.

Azami gerilim değeri belirlendikten sonra, gerilimin, azami değerin etrafındaki belirli bir banttaki ($V \pm \Delta V$) değişim süresi belirlenir (τ). Kapasitenin τ süresindeki

değişimi $C_n(\tau)$ ile gösterilir. Farklı Sağlık Durumundaki hücreler için tüm C_n'ler bir arada gösterilirse bunun doğrusal bir fonksiyona yakınsadığı görülmektedir. Bu fonksiyon, eğri uydurma yöntemi ile C_n'e bağlı, doğrusal bir Sağlık Durumu modeli olarak kullanılabilmektedir. Böylece sabit akımla şarj edilen bir bataryanın akım ve zaman etiketli gerilim değerleri kullanılarak Sağlık Durumu tahmin edilebilmektedir.

3.1. Kalman Filtresi

İşlem durumlarının kestirimi için KF çok güçlü bir yöntemdir. [39], [40]-[43] KF başlangıçta doğrusal sistemler için kullanılmak için planlanmıştır. Literatürde doğrusal olmayan Sağlık Durumu kestirimindeki gibi kullanılan sistemler için kalman filtresinin değiştirilmiş edilmiş hali önerilmektedir[18], [44], [45].

Tahmin fazı ve güncelleme fazı olmak üzere 2 parçadan oluşmaktadır. Tahmin fazında süreç (process) durumu tahmin edilmektedir. Güncelleme fazında ise filtre Gauss gürültüsüne maruz kalmış ölçümlerden geri besleme almaktadır[46]-[48].

Daha detaylandırmak gerekirse, KF kabaca şu şekilde gösterilebilir.

$$\hat{X}_k = K_k Z_k + (1 - K_k)\hat{X}_{k-1} \tag{3.12}$$

Burada;

- $\hat{X}_k$, şu andaki tahmin,
- K_k, Kalman katsayısı (Kalman Gain),
- Z_k, ölçüm değeri,
- $\hat{X}_{k-1}$, bir önceki tahmindir.

Amaç her k değeri için $\hat{X}_k$ tahminini bulmaktır. Buradaki Z_k ölçüm değerleri her zaman doğru olmadığı için K_k Kalman katsayısı kullanılır. Ölçüm güvenilir ise $K_k = 1$ seçilir. Bu durumda (3.12) denkleminin sonucu $\hat{X}_k = Z_k$ olacaktır. Ölçümün güvenilmez olduğu durumlarda K_k katsayısı 0'a yaklaştırılır. Bu şekilde (3.12) denkleminden yola çıkılarak $\hat{X}_k$, $\hat{X}_{k-1}$'e yani bir önceki tahmine yaklaşılmaktadır.

Eğer $K_k = 0.5$ seçilirse (3.12) denkleminin çözümü incelenirse, kabaca Z_k ve $\hat{X}_{k-1}$'in ortalaması alınmış olmaktadır. ($\hat{X}_k = 0.5\, Z_k + 0.5\, \hat{X}_{k-1}$)

Kalman modeli:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \tag{3.13}$$

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{3.14}$$

Burada x_k durumu (state) göstermektedir.

u_k Kontrol sinyalidir ve her durumda mevcut değildir.

w_{k-1} İşlem gürültüsü (process noise) ve v_k gözlem gürültüsüdür (observation noise). Bunlar Gaussian gürültü parametreleridir. Gerçek hayatta ölçüm esnasında ve tahmin aşamasında gürültü oluşacaktır[49], [50]. Ancak KF genel olarak gürültülü sistemlerin yakınsaması üzerine kurulu olduğundan bu gürültüler ihmal edilebilir.

Bu çalışmada KF gürültülü bir verinin filtrelenmesi amacıyla kullanılmaktadır. Çalışma özelinde A ve B matrisleri tek boyutlu (tek bilinmeyenli) olduğundan, 1 kabul edilmektedir.

KF genel olarak "Zaman güncellemesi (Time update)" ve "Ölçüm güncellemesi (Measurement update)" olarak iki farklı işlemle devam eder[51], [52]. Bunlar sırasıyla tahmin (prediction) ve güncelleme (correction) işlemleridir.

Zaman ve ölçüm formülleri şu şekilde sıralanabilir:

Zaman güncellemesi:

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \tag{3.15}$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \tag{3.16}$$

Ölçüm güncellemesi:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \tag{3.17}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \tag{3.18}$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \tag{3.19}$$

Genel olarak $\hat{x}$ tahmin, P ise hata kovaryansıdır. Burada R gözlem gürültüsünün kovaryansı (covariance of the observation noise), Q ise proses gürültüsünün kovaryansıdır (covariance of the process noise).

KF iteratif bir yöntemdir. Adım adım şu şekilde incelenebilir.

Öncelikle başlangıç için $\hat{x}_0$ ve P_0 değerleri seçilir.

Durum tahmini yapılır (3.15):

$$\hat{x}_1^- = A\hat{x}_0 + Bu_1 \tag{3.20}$$

Hata kovaryansı tahmini yapılır (3.16):

$$P_1^- = AP_0A^T + Q \tag{3.21}$$

Kalman kazancı hesaplanır (3.17):

$$K_1 = P_1^- H^T (HP_1^- H^T + R)^{-1} \tag{3.22}$$

Ölçüm kullanılarak tahmin güncellenir (3.18):

$$\hat{x}_1 = \hat{x}_1^- + K_1(z_1 - H\hat{x}_1^-) \tag{3.23}$$

Hata kovaryansı güncellenir (3.19):

$$P_1 = (I - K_1 H)P_1^- \tag{3.24}$$

Daha sonra tekrar durum tahmini yapılan aşamaya geri dönülür.

Burada $\hat{x}^-$ prior tahmin ve P^- prior hata kovaryansıdır. Ölçüm güncellemesi aşamasında bu değerler güncellenir. $\hat{x}^-$ $\hat{x}$'e, P^- ise P'ye dönüşür. $\hat{x}$ ve P ise posterior değerlerdir.

KF pratiğe uygun olarak aşağıdaki şekilde basitleştirilebilir:

(3.13) eşitliği şu hale gelir:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k = x_{k-1} + w_k \tag{3.25}$$

Kontrol sinyali, u_k, mevcut değildir. Sistem doğrusal olduğu için $A = 1$ kabul edilebilir.

(3.14) eşitliği ise şöyle basitleştirilir:

$$Z_k = Hx_k + v_k = x_k + v_k \tag{3.26}$$

Burada $H = 1$ olarak seçilebilir.

Kullanılan eşitlikler şu şekildedir:

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} \tag{3.27}$$

$$P_k^- = \hat{P}_{k-1} \tag{3.28}$$

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R} \tag{3.29}$$

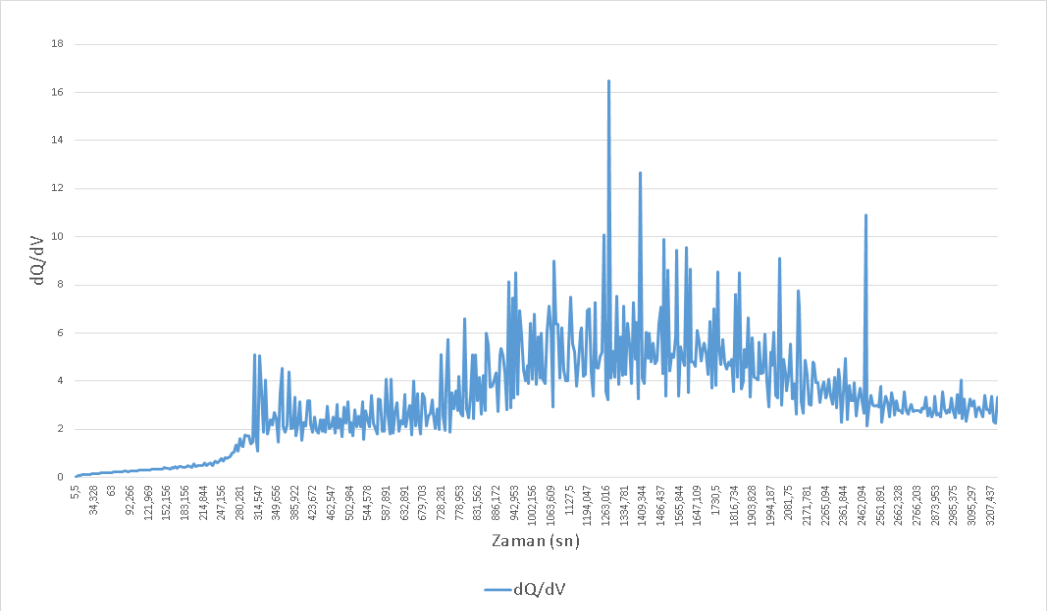
$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - \hat{x}_k^-) \tag{3.30}$$

$$\hat{P}_k = (1 - K_k)P_k^- \tag{3.31}$$

Sabit çıkış yerine gürültülü bir çıkış veren bir sistemin filtrelenmesi şeklinde $x_0 = 0$ ve $P_0 = 1$ olarak seçilmiş, R ise 0.1 olarak seçilmiştir.

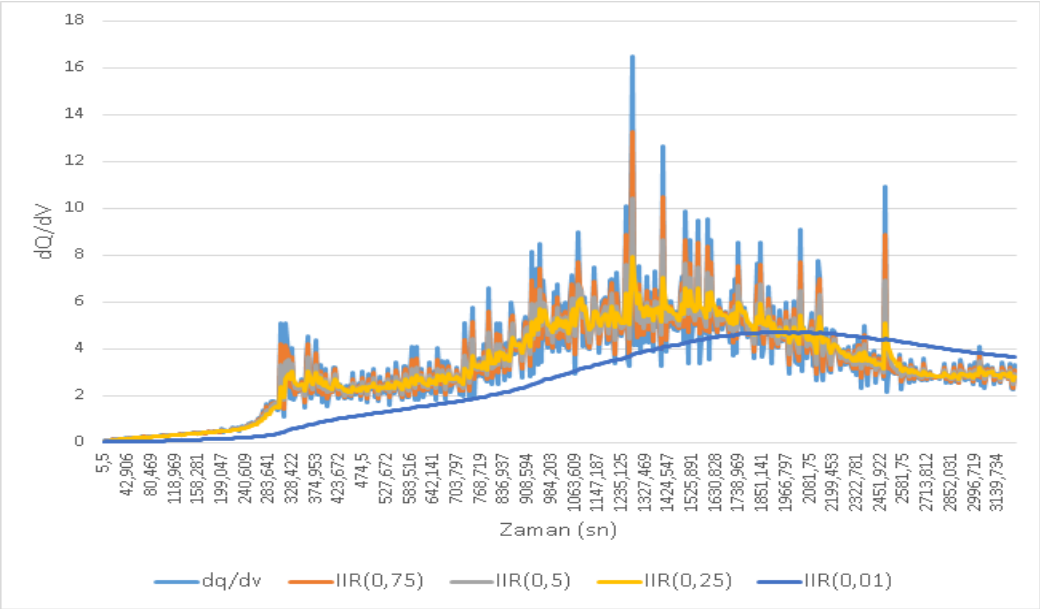
4. SAGLIK DURUMU TAHMİNİ

Bu çalışmada AKA kullanılarak Sağlık Durumunun belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu bağlamda NASA'nın genel kullanıma açık olan batarya veri seti kullanılmıştır. Yapılan hesaplamalar ile çıkarılan dQ/dV eğrisi 10. deşarj çevrimi için Şekil 4.1'de gösterilmektedir.



Şekil 4.1: dQ/dV Grafiği.

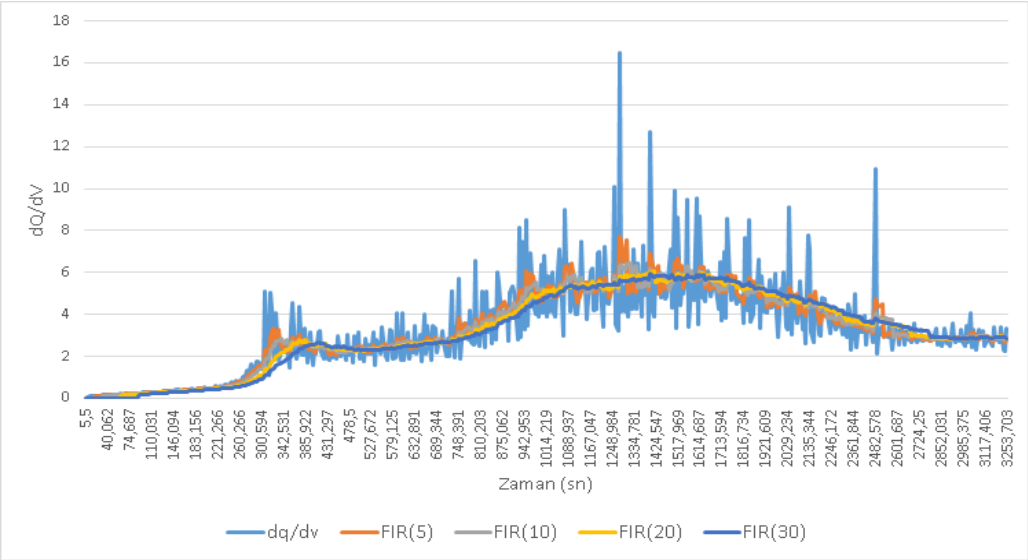
Yukarıdaki bu elde edilen verilerin anlamlı hale getirilmesi için FIR, IIR ve KF gibi farklı yollar uygulanmıştır. Aşağıdaki grafikte 0.75, 0.5, 0.25 ve 0.01 katsayıları ile IIR filtresi uygulanmış dQ/dV eğrisi görülmektedir.



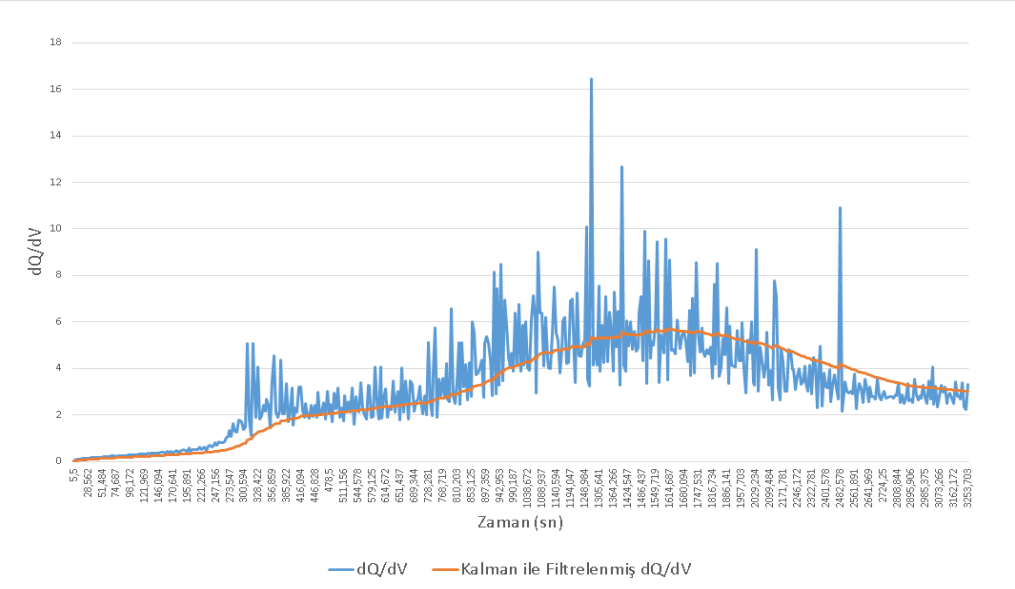
Şekil 4.2: dQ/dV (IIR) Grafiği.

Görüldüğü gibi 0.75, 0.5 ve 0.25 katsayılı IIR filtreleri gürültüyü bastıramamıştır. Bunların yanında 0.01 katsayılı IIR filtresi daha iyi sonuç vermiş gibi görünse de, filtrelenmiş eğri zamanda kaymıştır. Bu da filtrelenmiş veriler ile zaman arasındaki ilişkinin sağlıksız olmasına sebep olmaktadır.

IIR filtresinden beklenen verim alınamayınca Şekil 4.3'teki grafikte görüldüğü gibi dQ/dV eğrisine FIR filtre uygulanmıştır. Grafikte 5, 10, 20 ve 30 karelik pencereler uygulanarak filtreleme sonuçları görülmektedir. Sonuçlardan 10 karelik pencere uygulamasından en anlamlı sonuç elde edildiği görülebilir. Diğer konfigürasyonların yeteri kadar düzgün sonuç çıkarmamaktadır.



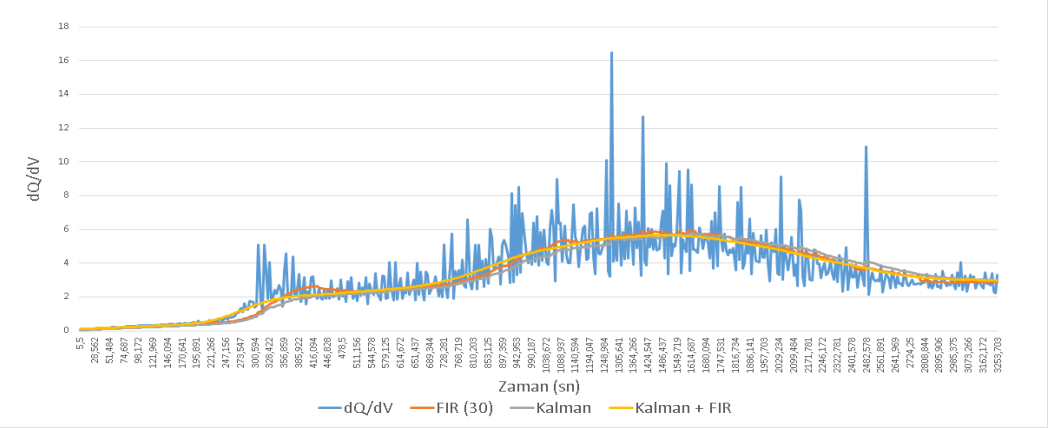
Şekil 4.3: dQ/dV (FIR) Grafiği.



Şekil 4.4: dQ/dV (Kalman) Grafiği.

FIR filtresinden elde edilen sonuçlara ek olarak, çalışmanın asıl maksadı olan KF sonuçları değerlendirilmiştir. Aşağıdaki grafikte bu hesaplamaların sonucu görülmektedir. KF ile elde edilen sonuçlarda da bir miktar ötelemenin hâsıl olduğu görülebilmektedir.

Tüm bu hesaplamaların sonunda Kalman filtresinden çıkan eğriye FIR filtresi uygulanmış ve Şekil 4.5'teki grafik elde edilmiştir.

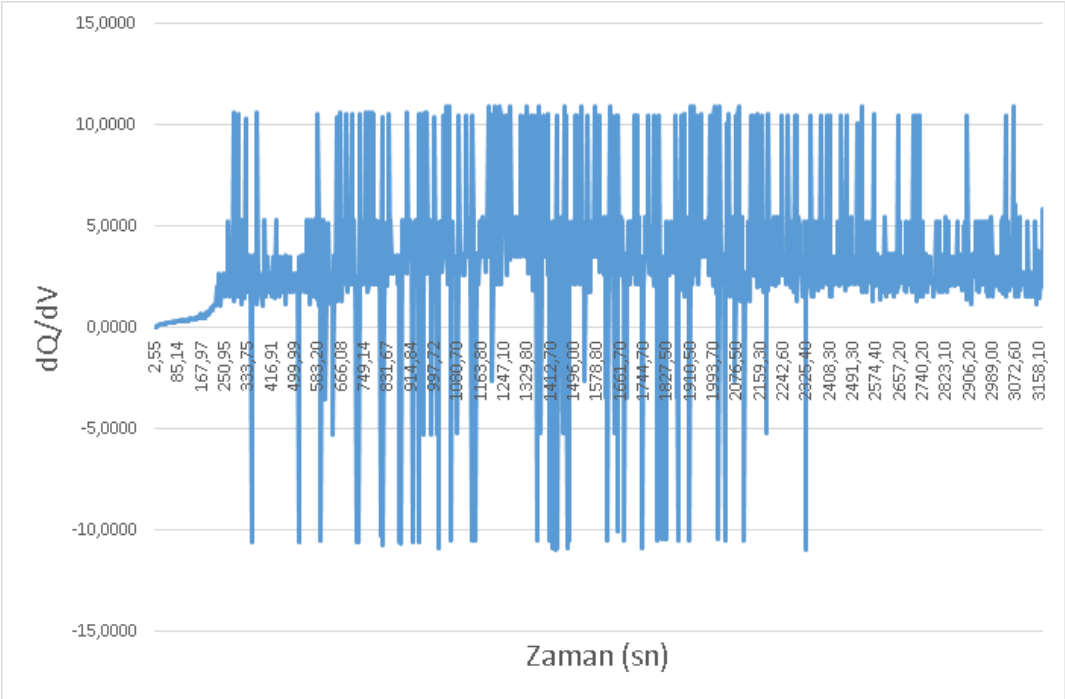


Şekil 4.5: dQ/dV (Kalman + FIR) Grafiği.

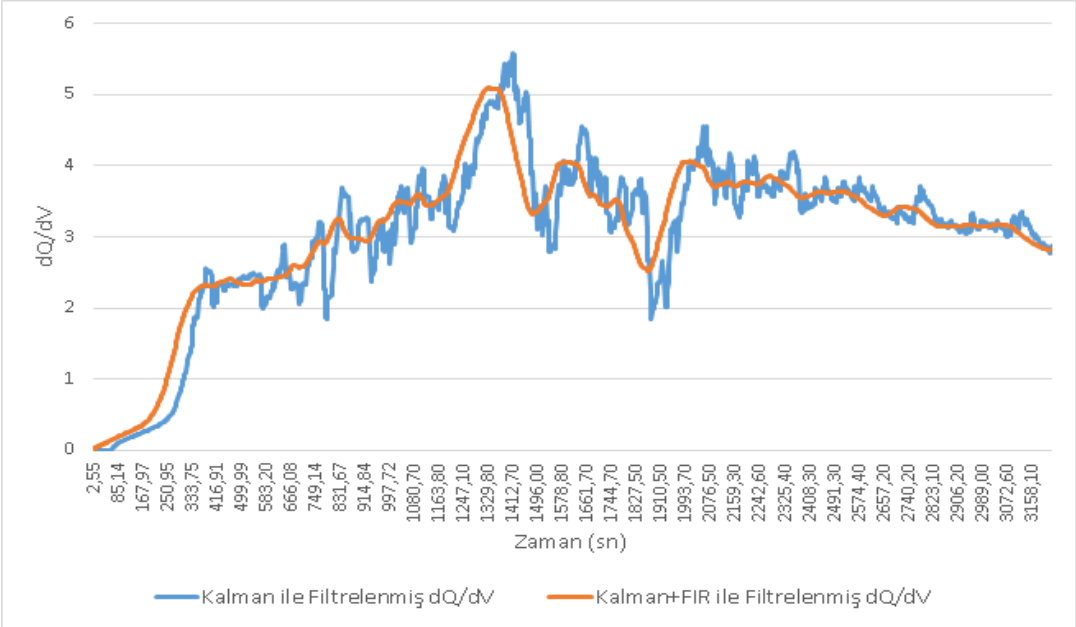
Şekil 4.5'teki grafikte de görüldüğü üzere KF üzerine FIR filtresi uygulanması ile söz konusu zaman ötelemesi ortadan kalkmış daha yaklaşık ve daha düzgün bir eğri elde edilmiştir.

Hücrenin Sağlık Durumu düştükçe gürültü de artmaktadır. Bu da herhangi bir filtreleme yöntemi ile Artımsal Kapasite Analizinde kullanılacak kadar temiz fonksiyon elde edilmesini engellemektedir. Aşağıda Şekil 4.6'da %85 Sağlık Durumuna sahip bir hücrenin dQ/dV grafiği gösterilmektedir.

Bu gürültülü veri önce yukarıda da belirtildiği gibi FIR filtre ile daha sonra da KF ile filtrelenmiştir. Yine de AKA yönteminde kullanılabilecek kadar temiz bir grafik elde edilememektedir. Filtrelenmiş grafik Şekil 4.7'de verilmiştir.



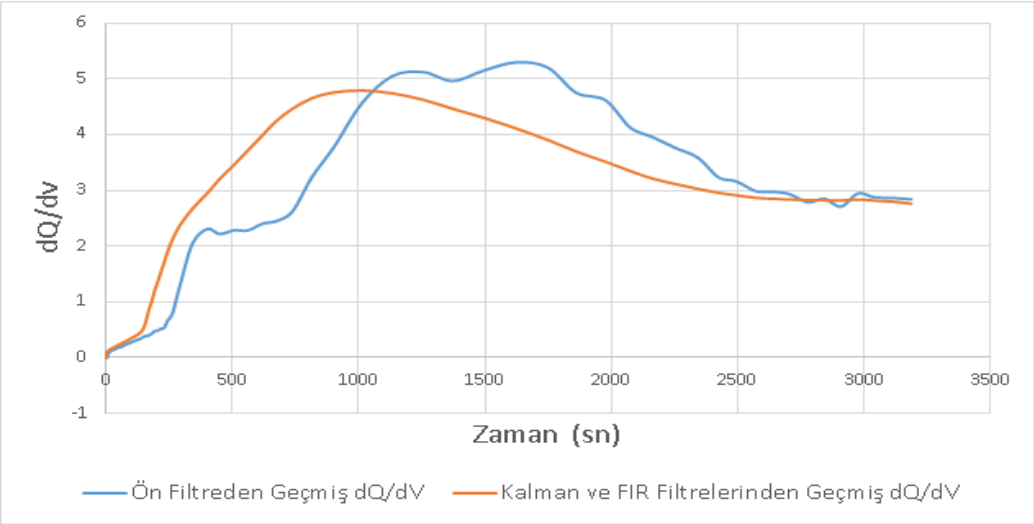
Şekil 4.6: %85 Sağlık Durumuna Sahip Bir Hücrenin dQ/dV Grafiği.



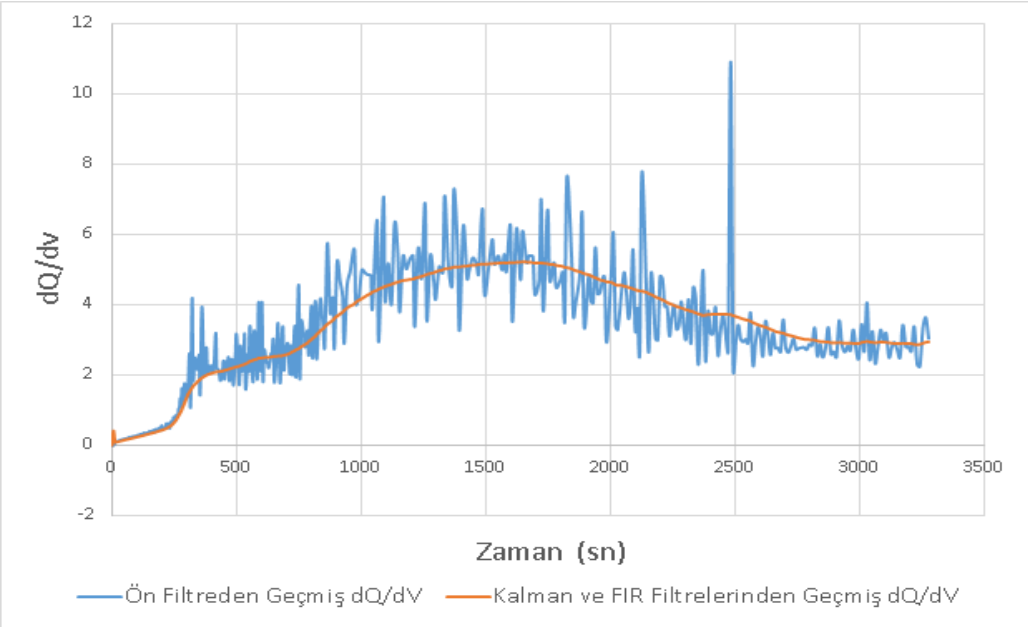
Şekil 4.7: Kalman+FIR Filtrelenmiş Grafik.

Bu bozuk grafiğin sebebi gerilimdeki gürültülerdir. Her zaman örneklemesi için alınan gerilim değerlerinin değişimi çok küçük, hatta negatif değer olabilmektedir. Kapasite değişiminin sabit ve pozitif olduğu düşünüldüğünde grafiğin bozulmasının nedeni anlaşılmaktadır.

Bu yüzden, yapılan çalışmalara veri örneklemesinin zaman aralıkları yerine gerilimdeki artış aralıkları temel alınarak gerçekleştirilme çalışmaları eklenmiştir. Bu filtreleme çalışmaları EK A'da verilen MATLAB yazılımı ile gerçekleştirilmiştir. Yazılımın içinde geçmekte olan "digit_selection" değişkeni ile gerilim değerlerindeki virgülden sonraki 2. ve 3. basamağa göre filtreleme seçeneği ile ne kadar hassasiyet gerektiği belirlenmiştir.



Şekil 4.8: 0.01 Hassasiyetli Filtreleme.



Şekil 4.9: 0.001 Hassasiyetli Filtreleme.

0.01 hassasiyet ile filtrelenmiş verilerden elde edilen Şekil 4.8'deki grafik 0.001 hassasiyet ile filtrelenmiş verilerden elde edilen Şekil 4.9'daki grafikten daha iyi olmasına rağmen, örnekleme sayısı her hangi bir filtre uygulamak icin yeterli değildir.

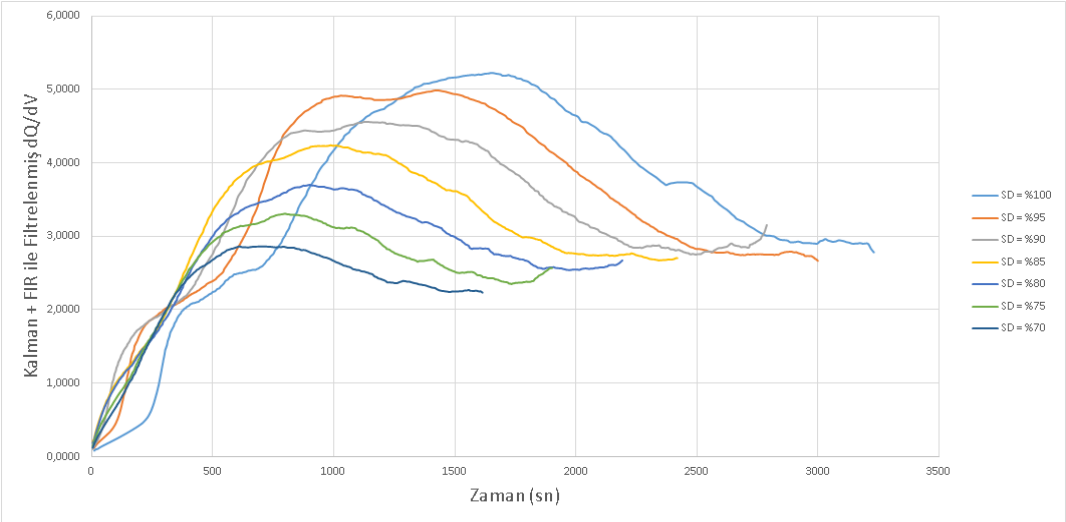
0.001 hassasiyet ile filtrelenmiş verilerden elde edilen Şekil 4.9'daki grafikte ise 0.01 hassasiyet ile filtrelenmiş verilerden elde edilen Şekil 4.8'deki grafiğe göre daha gürültülü bir grafik elde edilmesine rağmen KF ve FIR filtreleri ile filtrelenebilmektedir.

Buradan 0.01 hassasiyet ile filtrelenmiş verilerden elde edilen Şekil 4.8'deki grafikte azami noktanın zaman ekseninde kaydığı görülmektedir. O yüzden uygulanan yöntem için 0.001 hassasiyet ile filtreleme yapmak zorunludur görülmüştür.

Hassasiyet seçiminden önce gerilim değerlerinin artanlarının filtrelendiği bu çalışmaya özel bir filtre tasarımı uygulanmıştır. Bu özel filtrede artan değerlerin filtrelenmesine ek olarak bölgesel azalma durumlarının çıkarılması ve bu sayede sadece artan değerlerin incelenmesi sağlanmıştır. Çünkü teorik olarak şarj halinde iken gerilim değerlerinin artma eğiliminde olması beklenmektedir. Bunun pratiğe yansımamasının sebebi ölçüm gürültüleridir.

Gerilim değerlerindeki bölgesel azalmaların filtrelenmesinden sonra ise hassasiyet ile ilgili yazılım eklenmiştir. Bu 2 yazılım gurubu EK A'da gösterilmektedir

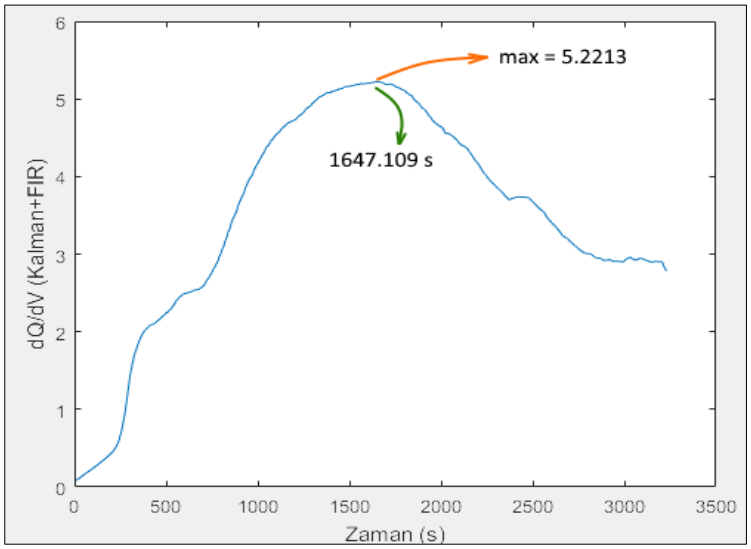
Şekil 4.10'da hesaplamalarda kullanılan 7 farklı Sağlık Durumu için Kalman ve FIR filtrelerinden geçirilmiş dQ/dV eğrisinin zamana göre değişim grafiği görülmektedir.



Şekil 4.10: Farklı Sağlık Durumları için dQ/dV Eğrileri.

Ön filtrelemenin sonunda 3. Bölümde anlatılan KF ve ardından da 10 karelik pencere içeren FIR filtresi uygulanmıştır.

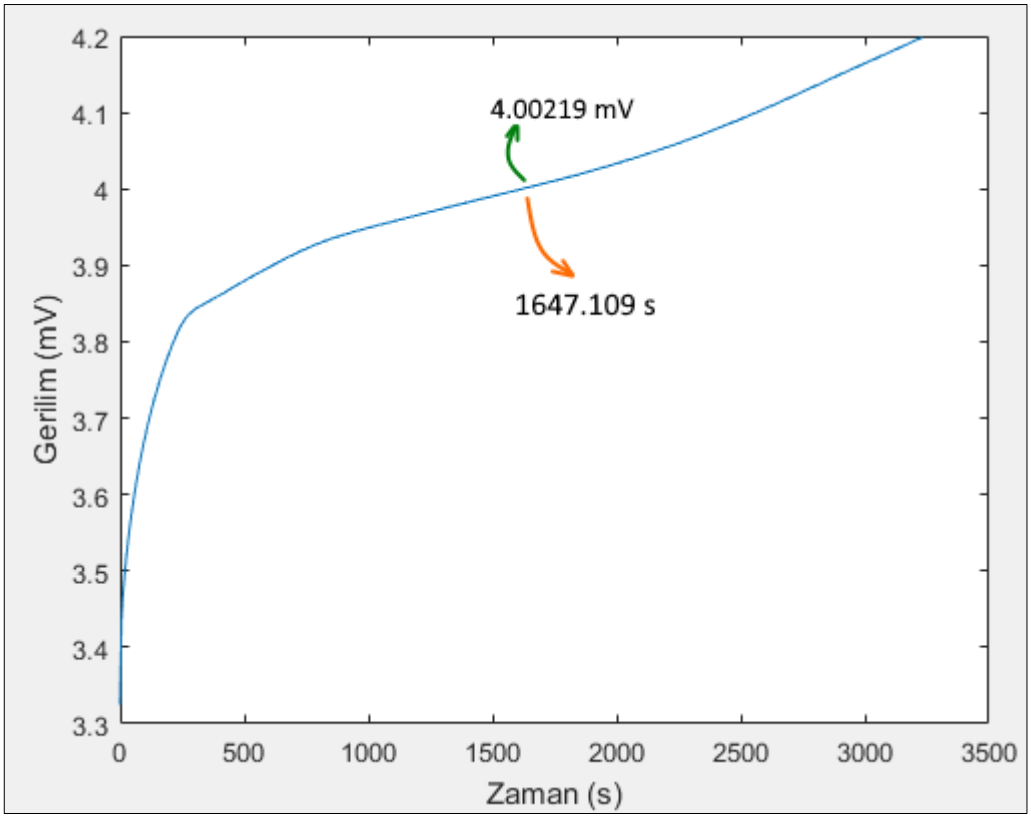
Şekil 4.11'da örnek olarak gösterilen %100 Sağlık Durumu için, KF+FIR filtrelemesi ile elde edilen dQ/dV grafiği üzerinden azami nokta belirlenmiş ve bu noktanın zaman değeri tespit edilmiştir.



Şekil 4.11: Kalman+FIR ile Filtrelenmiş dQ/dV Max Noktası.

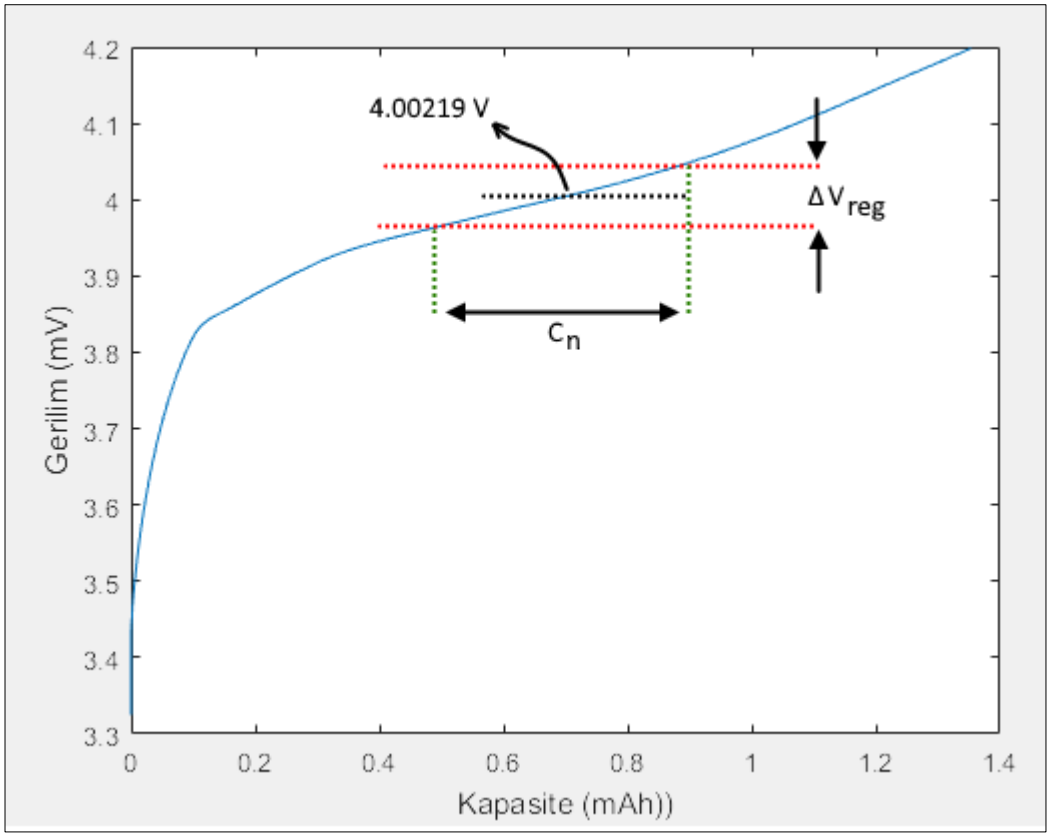
Şekil 4.11'da tespit edildiği gösterilen zaman değeri sayesinde gerilim değeri tespit edilmiştir. Bu gerilim değerinin tespiti için ön filtrelemeden geçirilmiş olan

gerilim değerlerinin zamana göre grafiği çizdirilmiş ve ilgili zaman değerindeki gerilimin tespiti Şekil 4.12 üzerinde yapılmıştır.



Şekil 4.12: Ön Filtreden Geçirilmiş Gerilim Grafiği.

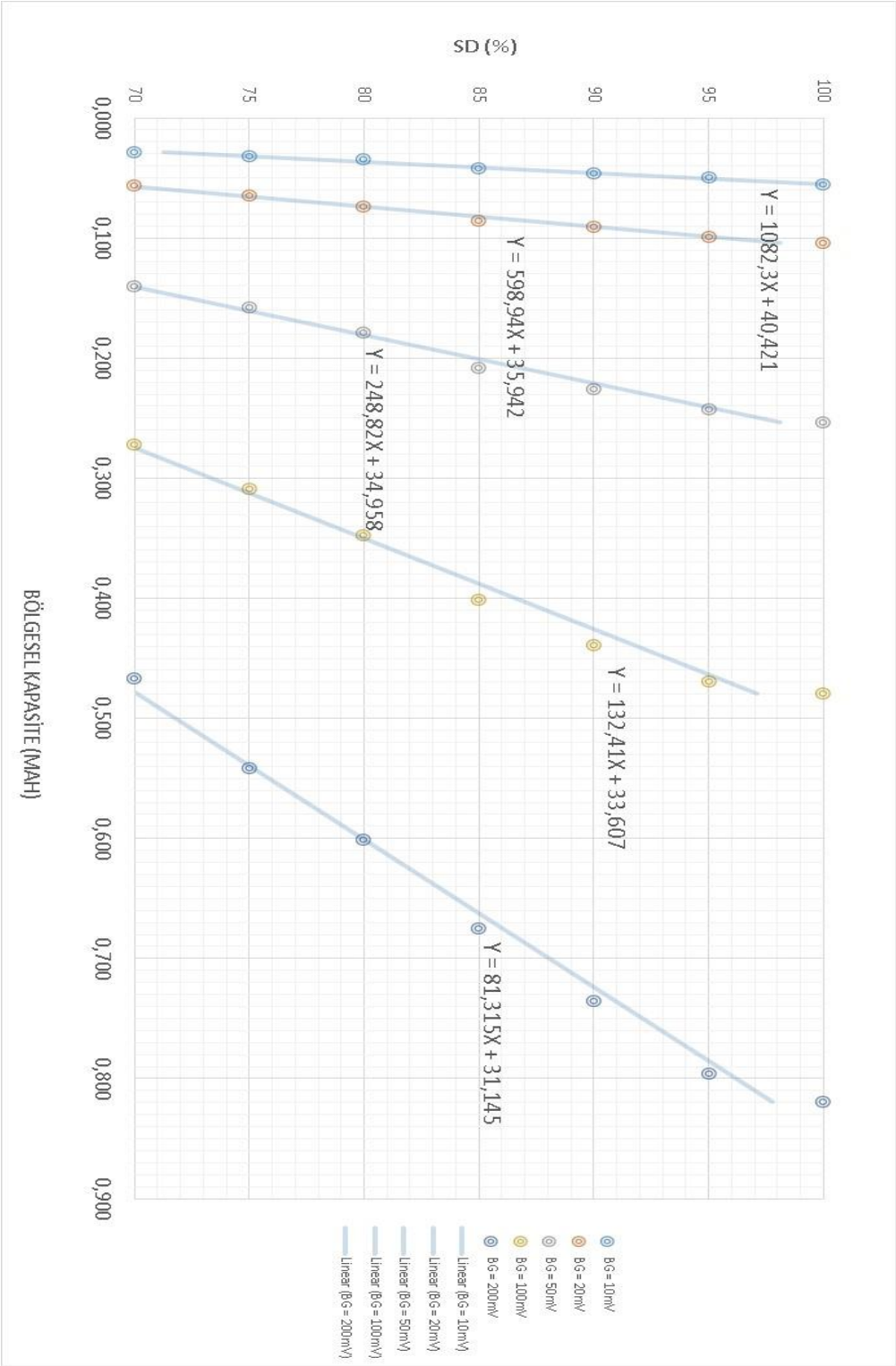
Bu aşamadan sonra gerilimin kapasiteye göre değişiminin incelenmesi gerekmektedir. Bu değişimde odaklanılması gereken nokta bir önceki basamakta bulunan gerilim noktasıdır. Bu durum Şekil 4.13'deki grafikte daha rahat anlaşılabilir.



Şekil 4.13: Gerilimin Kapasiteye Göre Değişim Eğrisi.

Kalman+FIR filtrelemesi ile elde edilen dQ/dV eğrisinden çıkarılan azami nokta ile elde edilen zaman değerinden ilgilenilmesi gereken gerilim değeri bulunmuş ve bunun akabinde Şekil 4.13'de gösterilen gerilimin kapasiteye göre değişim eğrisi elde edilmiştir.

Bu aşamadan sonra belirlenen ΔV_{reg} Bölgesel Gerilim (BG) değerinden yararlanarak gerilim değerinin üst ve alt sınır değerleri belirlenmiştir. Bu sınır değerlerine karşılık gelen kapasite değerleri arasındaki fark, hesaplamaların yapıldığı Sağlık Durumu çevrimi için Bölgesel Kapasite (BK) değerini vermektedir. İncelenen her 7 Sağlık Durumu için (%100, %95, %90, %85, %80, %75, %70) ayrı ayrı BK değeri hesaplanmış ve Şekil 4.14 grafiği üzerinden eğri uydurma işlemi uygulanmıştır.



Şekil 4.14: Sağlık Durumu-BG için Eğri Uydurma.

Eğri uydurma işleminden sonra her Sağlık Durumu için y = a.x+b şeklinde doğrusal bir denklem elde edilmiştir. Buradaki dikey y değişkeni Sağlık Durumu değerini, yatay x değişkeni ise BK değerini temsil etmektedir.

4.1. Sonuçların Doğrulanması

7 adet Sağlık Durumu için feda edilen bir batarya hücresi üzerinden eğri uydurma işlemi gerçekleştirilmiş ve elde edilen doğrusal denklem ile batarya hücresinin karakteri çıkarılmıştır. Sadece 7 Sağlık Durumu üzerinden elde edilen veriler ile %1 hata oranı ile hassas bir Sağlık Durumu tahmini gerçekleştirilebilmiştir.

Sonuçların teyit edilmesi için rastgele seçilen %78, %73, %81, %88, %93, %96 Sağlık Durumu durumları için 5 farklı BG değeri (10 mV, 20 mV, 50 mV, 100 mV, 200 mV) için sonuçlar incelenmiş ve Tablo 4.1'de gösterilmiştir.

Tablo 4.1'in sol sütununda yer alan SD değerleri NASA verilerinden elde edilen sağlık durumu değerleridir. Bunlarla kıyaslanmak için yatayda verilen SD_H değerleri ise bu çalışmada hesaplanan sağlık durumu değerleridir. Hata satırlarında gösterilen değerler ise bu SD ve SD_H değerlerinin birbirleri ile kıyası neticesinde elde edilen hata oranlarıdır. Benzer şekilde, tablodaki BK değerleri de doğrusal eğri uydurma işlemi sonucunda elde edilen Bölgesel Kapasite değerleridir.

Tablo 4.1: Sonuçların Doğrulanması.

SD \ BG		10 mV	20 mV	50 mV	100 mV	200 mV
73%	BK	0,029449	0,06221	0,151981	0,29744	0,521598
	SD_H	72,29398	73,20209	72,77402	72,99108	73,55874
	Hata	0,009672	0,002768	0,003096	0,000122	0,007654
78%	BK	0,03372	0,068538	0,168926	0,329164	0,572038
	SD_H	76,9165	76,99227	76,99027	77,1916	77,6603
	Hata	0,013891	0,01292	0,012945	0,010364	0,004355
81%	BK	0,035621	0,073727	0,180384	0,349076	0,61816
	SD_H	78,97397	80,10028	79,84125	79,82812	81,41064
	Hata	0,025013	0,011108	0,014305	0,014468	0,00507
88%	BK	0,043278	0,088641	0,212947	0,412211	0,716256
	SD_H	87,26123	89,03241	87,94357	88,18786	89,38734
	Hata	0,008395	0,011732	0,000641	0,002135	0,015765
93%	BK	0,048492	0,09702	0,236414	0,455159	0,781212
	SD_H	92,90364	94,05091	93,78261	93,87456	94,66924
	Hata	0,001036	0,0113	0,008415	0,009404	0,017949
96%	BK	0,051613	0,103322	0,247888	0,481021	0,813215
	SD_H	96,28223	97,8257	96,63738	97,29904	97,27157
	Hata	0,00294	0,019018	0,006639	0,013532	0,013245

5. SONUÇLAR

Artımsal Kapasite Analizi yöntemi kullanılarak batarya Sağlık Durumu hesaplanması yapılan bu çalışmada, NASA'nın genel kullanıma açık olan verilerinden faydalanılmıştır. Bu yöntemde şarj akımı ve şarj esnasında gerilim değeri gösteren zaman etiketli verilerden faydalanılarak birim zamandaki gerilim artışına karşılık gelen kapasite artışı kullanılmaktadır. Gerilim ölçümünden kaynaklı olarak bu veriler gürültülüdür.

Başlangıç çalışmalarında gerilim verileri için, ne kadar hassasiyet ve hangi türde filtrelerin kullanılması gerektiği tespiti yapılmıştır. Gerilimdeki artış noktaları temel alınarak 0.001 hassasiyet ile bir ön filtreden geçirilmiş, ön filtreleme sonunda elde edilen gerilim değerleri kullanılarak ortaya çıkarılan dQ/dV değerleri, Kalman Filtresi ve Sonlu Darbe Cevaplı Filtreden (FIR Filtre) oluşan bir filtre yapısı ile filtrelenmiştir.

Bu filtrelemelerden sonra Artımsal Kapasite Analizi Yöntemi ile, farklı bölgesel gerilim değerleri için belli Sağlık Durumlarına ait bölgesel kapasite değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan Sağlık Durumları ile bölgesel kapasite değerleri arasındaki ilişkinin doğrusal bir fonksiyon olduğunun teyit edilmesi ile hesaplama yapılmayan farklı Sağlık Durumları üzerinden Sağlık Durumu Kestirim sonuçları doğrulanmıştır.

Tablo 4.1'den de anlaşılacağı üzere Sağlık Durumu Kestirim hataları %2'inin üzerine çıkmamaktadır. Hata oranlarını asgaride tutmak için Sağlık Durumu %80 değerlerine inmesine kadar Bölgesel Kapasite değerinin 10 mV olarak alınmasında sakınca yoktur. Fakat %80 Sağlık Durumu değerinden sonra 200 mV Bölgesel Kapasite değeri üzerinden hesaplama yapılması hata oranlarının daha fazla düşmesine fayda sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

[1] Vetter J., Novák P., Wagner M. R., Veit C., Möller K. C., Besenhard J. O., Hammouche A., (2005), “Ageing mechanisms in lithium-ion batteries”, Journal of Power Sources, 147 (1-2), 269–281.

[2] Tang X., Zou C., Yao K, Chen G., Liu B., He Z., Gao F., (2018), "A fast estimation algorithm for lithium-ion battery state of health", Journal of Power Sources, 396, 453–458.

[3] Fei Z., Guangjun L., Lijin F., (2009), “Battery state estimation using Unscented Kalman Filter”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA ’09, 1863–1868.

[4] Hatzell K. B., Sharma A., Fathy H. K., (2012), “A survey of long-term health modeling, estimation, and control of Lithium-ion batteries: Challenges and opportunities”, American Control Conference, 584–591.

[5] Berecibar M., Gandiaga I., Villarreal I., Omar N., Van Mierlo J., Van Den Bossche, P., (2016), “Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications”, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 56 (1), 572–587.

[6] Kim I.-S., (2010), “A technique for estimating the state of health of lithium batteries through a dual-sliding-mode observer”, IEEE Transactions on Power Electronics, 25 (4), 1013–1022.

[7] Zenati A., Desprez P., Razik H., (2010), “Estimation of the SOC and the SOH of Li-ion batteries, by combining impedance measurements with the fuzzy logic inference”, IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference), 1773–1778.

[8] Saha B., Poll S., Goebel K., Christophersen J., (2007), "An integrated approach to battery health monitoring using Bayesian regression and state estimation", IEEE Autotestcon, 646–653.

[9] Feng X., Li J., Ouyang M., Lu L., Li J., He X., (2013), “Using probability density function to evaluate the state of health of lithium-ion batteries”, Journal of Power Sources, 232, 209–218.

[10] Andre D., Meiler M., Steiner K., Walz H., Soczka-Guth T., Sauer D. U., (2011), ”Characterization of high-power lithium-ion batteries by k. II: Modelling”, Journal of Power Sources, 196 (12), 5349–5356.

[11] Schwunk S, Armbruster N, Straub S, Kehl J, Vetter M., (2013), "Particle filter for state of charge and state of health estimation for lithium–iron phosphate batteries", Journal of Power Sources, 239, 705–710.

[12] Goebel K., Saha B., Saxena A., Celaya J. R., Christophersen J. P., (2008), “Prognostics in Battery Health Management”, IEEE Instrumentation Measurement Magazine, 11 (4), 33–40.

[13] Ungurean L., Cârstoiu G., Micea M. V., Groza V., (2016), "Battery state of health estimation: a structured review of models, methods and commercial devices", International Journal Of Energy Research, 41, 151–181.

[14] Kozlowski J.D., (2003), "Electrochemical cell prognostics using online impedance measurements and model-based data fusion techniques", Proceedings IEEE Aerospace, 3257–3270.

[15] Lin H.T., Liang T.J., Chen S.M., (2012), "The state-of-health diagnosis of Li–Co batteries with fuzzy identification", Proceedings IEEE Power Electronics and Motion Control Conference, 2678–2682.

[16] Tsang K.M., Chan W.L., (2013), "State of health detection for lithium ion batteries in photovoltaic system", Energy Conversion and Management, 65, 7–12.

[17] Landi M., Gross G., (2014), "Measurement techniques for online battery state of health estimation in vehicle to-grid applications", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 63, 1224–1234.

[18] Andre D., Appel C., Soczka-Guth T., Sauer D.U., (2013), "Advanced mathematical methods of SOC and SOH estimation for lithium-ion batteries", Journal of Power Sources, 224, 20–27.

[19] Smola A.J., Scholkopf B., (2004), "A tutorial on support vector regression", Statistics Computing, 14(3), 199–222.

[20] Widodo A., Shim M.C., Caesarendra W., Yang B.S., (2011), "In telligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy", Expert Systems with Applications, 38, 11763–11769.

[21] Wang D.., Miao Q, Pecht M., (2013), "Prognostics of lithium-ion batteries based on relevance vectors and a conditional three-parameter capacity degradation model", Journal of Power Sources, 239, 253–264.

[22] Weng C., Cui Y., Sun J., Peng H., (2013), "On-board state of health monitoring of lithium-ion batteries using incremental capacity analysis with support vector regression", Journal on Power Sources, 235,36–44.

[23] Nuhic A., Terzimehic T., Soczka-Guth T., Buchholz M., Dietmayer K., (2013), "Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods", Journal of Power Sources, 239, 680–688.

[24] Pattipati B., Sankavaram C., Pattipati KR., (2011), "System identification and estimation framework for pivotal automotive battery management system characteristics", IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics C, 41(6), 869–884.

[25] Zhou J., Liu D., Peng Y., Peng X., (2012), "Dynamic battery remaining useful life estimation: an on-line data-driven approach", Proceedings IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2196–2199.

[26] Schweiger H.G., Obeidi O., Komesker O., Raschke A., Schiemann M., Zehner C., Birke P., (2010), “Comparison of several methods for determining the internal resistance of lithium ion cells”, Sensors, 10 (6), 5604–5625.

[27] Onori S., Spagnol P., Marano V., Guezennec Y., Rizzoni G., (2012), “A new life estimation method for lithium-ion batteries in plug-in hybrid electric vehicles applications”, International Journal of Power Electronics, 4 (3), 302-319.

[28] Ng K.S., Moo C.S., Chen Y.P., Hsieh Y.C., (2009), "Enhanced Coulomb counting method for estimating state of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries", Applied Energistics, 86, 1506–1511.

[29] Waag W., Fleischer C., Sauer DU., (2014), "Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles", Journal of Power Sources, 258, 321–339.

[30] Divakar B.P., Cheng K.W.E., Wu H.J., Xu J., Ma H.B., Ting W., Ding K., Choi W.F., Huang B.F., Leung C.H., (2009), "Battery management system and control strategy for hybrid and electric vehicle", 2009 3rd International Conference on Power Electronics Systems and Applications (PESA), 1–6.

[31] Guo Z., Qiu X., Hou G., Liaw B.Y., Zhang C., (2014), "State of health estimation for lithium ion batteries based on charging curves", Journal of Power Sources, 249, 457–462.

[32] Waag W., Fleischer C., Sauer D.U., (2013), "Adaptive on-line prediction of the available power of lithium-ion batteries", Journal of Power Sources, 242, 548–559.

[33] Weng C., Sun J., Peng H., (2014), "A unified open circuit-voltage model of lithium-ion batteries for state-of-charge estimation and state-of-health monitoring", Journal of Power Sources,258, 228–237.

[34] Xing Y., He W., Pecht M., Tsui K.L., (2014), "State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open circuit voltage at various ambient temperatures", Applied Energistics, 113, 106–115.

[35] Eddahech A., Briat O., Woirgard E., Vinassa J.M., (2012), "Remaining useful life prediction of lithium batteries in calendar ageing for automotive applications", Microelectronics Reliability, 52, 2438–2442.

[36] Li S.E., Wang B., Peng H., Hu X., (2014), "An electrochemistrybased impedance model for lithium-ion batteries", Journal of Power Sources, 258, 9–18.

[37] Eddahech A., Briat O., Bertrand N., Deletage J.Y., Vinassa J.M., (2012). "Behavior and state-of-health monitoring of Li-ion batteries using impedance spectroscopy and recurrent neural networks", International Journal of Electrical & Power Energy Systems, 42, 487–494.

[38] Saha B., Goebel K., (2007), "Battery Data Set", NASA Ames Prognostics Data Repository, NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA.

[39] Web 1,(2008), (http://www.cs.cornell.edu/courses/cs4758/2012sp/matemi63slides.pdf) Erişim Tarihi: 11.10.2019.

[40] Andre D., Nuhic A., Soczka-Guth T., Sauer D.U., (2013), "Comparative study of a structured neural network and an extended Kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electric vehicles", Engineering Applications of Artificial Intelligence, 26:951–961.

[41] Rosca B., Kessels J.T.B.A., Bergveld H.J., van den Bosch P.P.J., (2012), "On-line parameter, state-of-charge and aging estimation of Li-ion batteries", Proceedings IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, 1122–1127.

[42] Daboussy M., Chrenko D., Aglzim E.G., Che Daud Z.H., Le Moyne L., (2013), "Characterisation of a commercial automotive lithium ion battery using extended Kalman filter", Proceedings IEEE Transportation and Electrification Conference and Expo, 1–6.

[43] Kim J., Lee S., Cho B.H., (2012), "Complementary cooperation algorithm based on DEKF combined with pattern recognition for SOC/capacity estimation and SOH prediction", IEEE Transactions on Power Electronics, 27(1):436–451.

[44] Dragicevic T., Sucic S., Guerrero J.M., (2013), "Battery state of-charge and parameter estimation algorithm based on Kalman filter", Proceedings IEEE Europe Conference, 1519–1524.

[45] Pivlelait B., Rentel C., Plett G.L., Marcel M., Carmen D., (2011), "An advanced battery management system for lithium ion batteries", Proceedings Ground Vehicle Systems Engineering and Technology Symposium, 1–7.

[46] Wan E.A., Van Der Merwe R., (2000), "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation", Proceedings IEEE Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control, 153–158.

[47] Bole B., Kulkarni C.S., Daigle M., (2014), "Adaptation of an electrochemistry-based Li-ion battery model to account for deterioration observed under randomized use.", Proceedings Prognostics and Health Management, 14.

[48] Barlak C., Ozkazanc Y., (2009), "A classification based methodology for estimation of state-of-health of rechargeable batteries", Proceedings IEEE Electrical and Electronics Engineering.

[49] Kim J., Cho B.H., (2011), "State-of-charge estimation and state of-health prediction of a Li-ion degraded battery based on an EKF combined with a per-unit system", IEEE Transactions on Vehicular Technology, 60(9).

[50] Remmlinger J., Buchholz M., Soczka-Guth T., Dietmayer K., (2013), "On-board state-of-health monitoring of lithium-ion batteries using linear parameter varying models", Journal of Power Sources, 239, 689–695.

[51] Fridholm B., Wik T., Nilsson M., (2016), "Kalman filter for adaptive learning of look-up tables with application to automotive battery resistance estimation", Control Engineering Practice, 48, 78–86.

[52] Fridholm B., Wik T., Nilsson M., (2016), "Robust recursive impedance estimation for automotive lithium-ion batteries", Journal of Power Sources, 304, 33–41.

ÖZGEÇMİŞ

Yasin Taşan 1985 yılında Antalya'da doğdu. 2005 yılında başladığı Gebze Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendisliği Bölümünü başarıyla tamamlayarak, 2012 yılında yüksek lisans eğitimine Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında başladı. 2016 yılına kadar özel sektördeki farklı şirketlerde Ar-Ge çalışmalarında bulundu. 2016 yılından bu yana TÜBİTAK Enerji Enstitüsü'nde gömülü yazılım ve donanım tasarımı konularında araştırmacı olarak çalışmaktadır.

EKLER

Diğer Ekler (CD)