

Received: 04.12.2023  
Accepted: 22.12.2023

## Elektrikli Araçlar için Lityum İyon Bataryalarda Sağlık Ömrünün Belirlenmesi

Mustafa EKER<sup>1\*</sup>, Emrah ESER<sup>1</sup>, İlker GÜNAY<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Niksar MYO, 60600, Tokat, Turkey

<sup>2</sup> Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, 60250, Tokat, Turkey

### Özet

Modern elektrikli araçlarda yaygın olarak kullanılan Lityum İyon Bataryalar (LİB), yüksek enerji yoğunluğu, hafif ve pratik hızlı şarj özelliklerine sahiptir. Elektrikli araçlar alanında LİB yalnızca enerji depolamaya yönelik bileşen değil, aynı zamanda sürüş performansının ve genel araç verimliliğinin önemli belirleyicilerindedir. Bataryanın sağlığı, sürüş menzili, şarj süresi ve elektrikli araçların genel ömrü gibi önemli kriterleri doğrudan etkiler. Optimum batarya sağlığını korumak, sürdürülebilir araç performansı sağlarken aynı zamanda daha az batarya değişimi yoluyla çevresel etkiyi azaltmaktır. Bu da enerji depolama sistemlerinin daha geniş sürdürülebilirliğine katkıda bulunmaktadır. Bu makalede LİB Batarya Sağlık Durumunu (SOH) tahmin etmenin avantajlarının altı çizilmektedir. Bu nedenle SOH belirlenmesi için farklı tahminleme yöntemleri sunulmuştur. Bu yöntemler NASA tarafından paylaşılan batarya gruplarına ait şarj, deşarj ve batarya iç dirençlerine ait veri setlerine uygulanmıştır. Elde sonuçlar her bir batarya türü için ayrı ayrı verilmiştir. Daha sonra elde edilen veriler karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Elektrikli araçlar, Lityum iyon bataryalar, SOH .

## Determination of Battery Health Life in Lithium Ion Batteries for Electric Vehicles

Mustafa EKER, Emrah ESER, İlker GÜNAY

### Abstract

Lithium Ion Batteries (LIB), widely used in modern electric vehicles, feature high energy density, light weight and practical fast charging. In the field of electric vehicles, LIB is not only a component for energy storage, but also a important determinant of driving performance and overall vehicle efficiency. Battery health directly affects key criteria such as driving range, charging time and overall lifespan of electric vehicles. Maintaining optimal battery health ensures sustainable vehicle performance while at the same time reducing environmental impact through fewer battery replacements. This contributes to the broader sustainability of energy storage systems. This paper highlights the advantages of estimating the LIB State of Health (SOH). Therefore, different estimation methods for SOH determination are presented. These methods are applied to data sets of charge, discharge and internal resistance of battery packs shared by NASA. The results are presented separately for each battery type. The data obtained are then presented comparatively.

**Keywords:** Electric vehicles, Lithium ion batteries, SOH.

---

\*Corresponding Author, e- mail: mustafa.eker@gop.edu.tr

## 1. Giriş

Elektrikli araçlarda batarya sağlığının önemi büyük bir ölçüde artmıştır. Bu durum, elektrikli araçların enerji depolama ve sürüş performansı açısından kritik bir bileşeni olan bataryaların sağlıklı bir şekilde çalışmasının gerekliliğine işaret eder. Elektrikli araçların batarya sağlığı, aracın menzili, şarj süresi ve toplam ömrü üzerinde doğrudan etkili olabilir. Bataryanın sağlığının düşmesi, enerji depolama kapasitesinin azalmasına ve aracın menzilin kısılmasına neden olabilir [1]. Ayrıca, düşük batarya sağlığı, şarj sıklığını artırma ihtiyacını beraberinde getirir, bu da bataryanın maksimum sarj döngü sayısına daha hızlı ulaşmasına neden olmaktadır. Dolayısıyla, elektrikli araç sahipleri ve üreticileri, bataryaların sağlık durumunu sürekli olarak izlemeli ve sistem bakımlarını yaptırmalıdır. Böylelikle, aracın uzun vadeli performansını ve dayanıklılığını artırarak elektrikli araçların daha sürdürülebilir bir ulaşım seçeneği olması sağlanabilmektedir. Ayrıca, bu yaklaşım enerji depolama sistemlerinin genel sürdürülebilirliğini artırır, çünkü daha az sıklıkla değiştirilen ve ömrü tükenen bataryaların çevresel etkisi azalır [1]–[4].

Lityum İyon Bataryalar (LİB), modern elektrikli araçlar da dahil olmak üzere, çeşitli uygulama alanlarında geniş bir kullanım yelpazesine sahiptir. Elektrikli araçlarda kullanılan bu bataryalar, yüksek enerji yoğunluğu ve hafiflikleri sayesinde uzun menzil sağlar. LİB, hızlı şarj özellikleri ile pratik ve kullanıcı dostu bir seçenek sunmaktadır. Bu bataryaların diğer avantajları ise kendiliğinden düşük deşarj oranı, uzun ömür, düşük bakım gereksinimi ve çevre dostu olmalarıdır. Elektrikli araçlar için LİB, sürdürülebilir ulaşım teknolojilerinin gelişimine büyük katkı sağlamakta ve bu araçların enerji verimliliğini artırmaktadır. Ayrıca, LİB, yüksek enerji depolama kapasitesi ve kompakt tasarımları sayesinde elektrikli araçların performansını optimize etmekte, sürücülere uzun menzil ve güvenilirlik sunmaktadır. Bu avantajlarında dolayı, LİB elektrikli araç endüstrisinin temelini oluşturmakta ve sürdürülebilir ulaşımın önünü açmaktadır [5]–[9].

Elektrikli araçların kendiliğinden alev alma durumlarının temel nedenlerinin başında LİB Batarya Sağlık Durumu “State of Health” (SOH) değerinin doğru bilinmemesi ve kalan ömrünün doğru hesaplanamaması olarak gösterilmektedir [10]–[12]. Son zamanlarda LİB’in ömür tahminleri, SOH’un ölçülmesi çalışmalarda odak noktası haline gelmiştir. LİB’de SOH ölçülmesi zorlu bir süreçtir, çünkü bu durum zamanla değişebilir ve kolayca bozulabilir. Bu nedenle, yüksek hassasiyetli SOH ve ömür tahmini, temel olarak bu değerlerin elde edilmesi/ tahmin edilmesi zor olmasına rağmen çözülmesi gereken bir konu olarak belirtilmektedir. Literatürde LİB’ SOH tahmini ve öngörüsü konusundaki mevcut ilgili çalışmaların sınıflandırma yöntemleri ile sıklıkla karşılaşılmaktadır [13]–[16]. Bu alandaki araştırmaların temel amacı, LİB’in SOH ve performans düşüş mekanizmalarının ayrıntılı bir şekilde açıklanmasının yanında tahminleme yöntemlerinin bilim dünyasına aktarılmasını sağlamaktır. Bu alanda farklı öngörü yöntemleri ile başarıya ulaşmak hedeflenmiştir. SOH tahmini de çeşitli problemler içermektedir. Yapılan çalışmalar doğru model oluşturma, sistem durumu parametre tahmini ve veri mimarisi tasarımı gibi konularda sistemli bir plan içerisinde yürütülmektedir. Bu yapılan çalışmalar Model tabanlı yöntemler [17], [18], veri odaklı yöntemler [19], [20] ve füzyon teknolojisi yöntemleri [12], [21] olarak temelde 3 başlık altında toplanabilir.

Bu çalışma ile LİB, SOH tahminlemesi üzerine geleneksel yöntemler ve optimizasyonlu algoritmaları NASA tarafından erişime açılan batarya sarj, deşarj ve direnç bilgileri üzerine uygulanmıştır. Elde edilen tahminleme sonuçları karşılaştırmalı olarak verilmiştir. LİB SOH tahminlemeleri üzerine yapılacak çalışmalarda araştırmacılara yol gösterici örnek bir çalışma özelliği taşımaktadır.

Bu çalışma 5 bölümden meydana gelmektedir. İlk olarak “Giriş” bölümü okuyucuya aktarılmıştır. Ardından, Materyal ve Metot bölümünde LİB’in çalışma prensibi ve SOH ifadesi matematiksel model ile detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Bu bölümde ayrıca, SOH’u tahmin etmek için kullanılan

yöntemlere de odaklanılmıştır. Bir sonraki bölümde, kullanılan verilerin nasıl temin edildiği hakkında bilgiler verilmiştir. Dördüncü bölümde elde edilen bulgular detaylı bir şekilde sunulurken, son bölümde genel bir değerlendirme yapılmıştır.

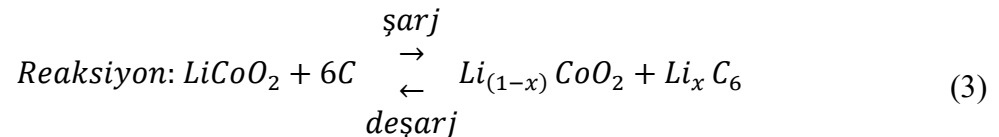
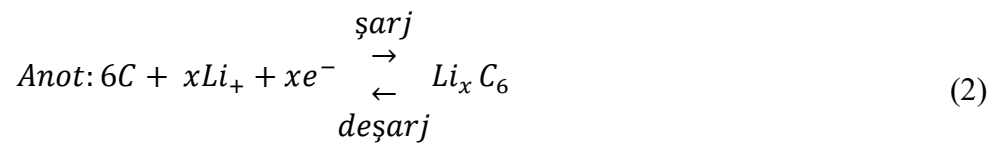
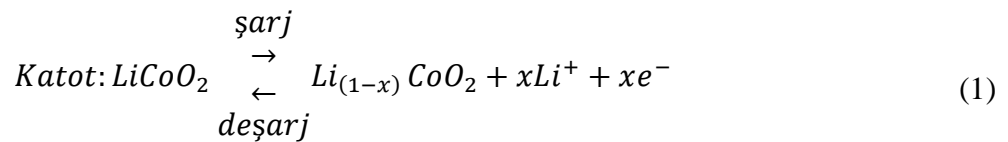
## 2. Materyal ve Metot

### 2.1.Lityum iyon bataryalar

LİB temel olarak 4 ana bölümden meydana gelirler. Bunlar anot, katot, elektrolit ve ayırıcı olarak adlandırılır [22]. LİB enerji depolama elemanlarında şarj edilebilir statüde yer almaktadır. LİB çalışma prensibi lityum iyonlarının iki elektrot arasına bir elektrot boyunca hareketini ve bu durumda meydana gelen elektrokimyasal değişimleri içermektedir. LİB bölümlerinden anot negatif elektrodu iken pozitif elektrot katot olarak adlandırılmaktadır. Anot şarj sırasında lityum iyonları bir araya getirebilen (absorbe edebilen) bir malzemeden yapılırken, katot ise deşarj sırasında lityum iyonlarını birbirine katabilen bir malzemeden yapılmaktadır. Anot malzemelerin içinde grafit bulunurken, katot malzemeleri ise yaygın olarak lityum-demir-fosfat ve lityum-kobalt-oksit içermektedir. LİB diğer parçaları ise elektrolit ve ayırıcıdır. Elektrolit lityum iyonlarının anot ve katot arasında iletilmesine olanak sağlayan ve su içermeyen çözüldür. Genellikle etilen karbonat ve dimetil karbonat karışımı içinde lityum hekzaflorofosfat gibi bir çözücü içinde çözünmüş bir lityum tuzudur. Ayırıcı ise anot ve katot fiziksel olarak ayıran, lityum iyonlarının geçiş sırasında temasını engelleyen bir membrandır[23].

LİB şarj ve deşarj olarak iki ana işlemde incelenir. Batarya şarj edilirken, batarya terminallerine bir gerilim uygulanır, anottaki lityum iyonları anot malzemesinden elektrolite doğru sürülür (oksidasyon süreci), lityum-iyon iyonları daha sonra elektrolit ve ayırıcılardan geçerek katota ulaşır son olarak katotta lityum-iyonları, bir indirgeme işlemi olan katot malzemesine eklenir. Deşarj ise batarya kullanımdayken katottaki lityum iyonları serbest bırakılır ve elektrolit ve ayırıcıdan geçerek anota doğru hareket eder. Lityum iyonları anota ulaşınca anot malzemesine geri eklenir ve bu süreçte elektrik enerjisi açığa çıkmaktadır. Bu enerji harici cihazlara güç olarak aktarılmaktadır[24].

Genel Reaksiyon: Bir Lityum -iyon bataryanın genel kimyasal reaksiyonu, katot malzemesi olarak  $LiCoO_2$  ve anot malzemesi olarak grafit kullanılarak aşağıda verilen Eşitlik 1-3 ile temsil edilebilir[24]:



Eşitliklerdeki "x", şarj sırasında anottan katoda, deşarj sırasında da katottan anoda hareket eden lityum iyonlarının sayısını temsil eder. LİB, yüksek enerji yoğunluklarıyla bilinir; bu, kompakt bir alanda önemli miktarda enerji depolayabilecekleri anlamına gelmektedir. Ayrıca şarj edilebilir olmaları da onları taşınabilir elektronik cihazlar ve elektrikli araçlar için mükemmel bir seçim haline getirmektedir. Spesifik matematiksel denklemler ve görsel gösterimler daha ayrıntılı bir elektrokimyasal analiz gerektirecektir[24].

## 2.2. Lityum İyon Bataryaların Sağlık Durumu

Bataryanın şarj ve deşarj sürelerinin artması ve kullanım süresinin artmasıyla bataryanın SOH giderek bozulur, gücü ve kapasitesi değişen derecelerde zayıflama gösterir, batarya kapasitesi düşer ve iç direnci artar. Bu nedenle SOH'yi tanımlamak için kapasite ve iç direnç yaygın olarak kullanılmaktadır.

SOH'u belirlemek için yaygın olarak kullanılan ölçütler kapasite ve iç dirençtir. Kapasite, bir bataryanın orijinal kapasitesi ile mevcut kapasitesi arasındaki oranı ifade eder. Bu oran, bataryanın kimyasal değişikliklere maruz kalması nedeniyle zaman içinde azalabilir. Şarj ve deşarj işlemleri, bataryanın kapasitesinde düşüşe yol açabilir. SOH, batarya kapasitesinin değişimine göre şu şekilde kalibre edilir [25].

$$SOH = \frac{Q_m}{Q_r} \times 100\% \quad (4)$$

Denklemden verilen  $Q_r$  ve  $Q_m$  değerleri sırasıyla bataryanın normal kapasitesini ve bataryanın nominal koşullar altında ölçülen maksimum kapasitesini ifade etmektedir. Sıcaklık ve ölçüm akımı çarpanının etkisi nedeniyle SOH değerleri de önemli ölçüde değişiklik gösterir[25].

LİB'lerin performansını belirleme amacıyla kullanılan standartlardan biri IEEE 1188-1996'dır. Bu standart, SOH olarak adlandırılan değeri %80'den az olduğunda, bataryanın kullanım ömrünün sona erdiğini ve dolayısıyla bataryanın değiştirilmesi gerektiğini net bir şekilde belirtmektedir. Bu durum, bataryanın kapasitesinde önemli bir azalmayı ifade eder ve bataryanın başlangıçtaki performans seviyelerinden belirgin bir şekilde sapmış olduğunu gösterir. Bu standart, LİB'lerin güvenli ve etkili bir şekilde kullanılmasını sağlamak, kullanıcıları uyararak ve batarya değişim süreçlerini standartlaştırmak amacıyla tasarlanmıştır.

İç direnç, bir bataryanın içindeki elektrik akımının zorlanma derecesini belirtir. İç direnç arttıkça, bataryanın ısınma eğilimi artar ve genel performansı olumsuz yönde etkilenir. Bataryanın şarj ve deşarj süreleri, kullanım alışkanlıkları ve çevresel faktörler gibi çeşitli etkenlerden etkilenir. Bu faktörlerin birleşimi, bataryanın zaman içindeki SOH değerini belirler. Düşük kapasite ve yüksek iç direnç, kullanıcıya kısa bir kullanım süresi ve enerji verimliliğinde azalma sağlar. Sonuç olarak, bataryanın SOH belirlemek ve izlemek, batarya ömrünü ve performansını optimize etmek açısından kritik öneme sahiptir. Kullanıcılar, bu bilgileri kullanarak batarya bakımını daha etkili bir şekilde gerçekleştirebilir ve bataryalarının ömrünü uzatabilirler. SOH, bataryanın iç direncine göre Eşitlik 5'teki gibi tanımlanır[25];

$$SOH = \frac{R_e - R}{R_e - R_n} \times 100\% \quad (5)$$

Denklemden verilen  $R$  mevcut durum altındaki iç direnci,  $R_e$  batarya ömrünü tamamladığında andaki iç direnci,  $R_n$  ise yeni bataryadaki iç direnci temsil etmektedir. Son zamanlarda LIB SOH'ü belirlemek için birçok araştırmada bataryanın iç direnci kullanılmıştır veya bataryanın SOH'unun iç dirence dayalı olarak tahmini gerçekleştirilmiştir. [35-37]. İç direncin artışı, bataryanın yaşlanmasının belirgin bir göstergesi olup aynı zamanda bataryanın SOH değerinin daha da düşmesinin bir nedenidir.

LIB, SOH değerini anlamada etken olan diğer parametre ise elektrotun içerdiği kapasite olarak gösterilmektedir. Elektrotun elektrokimyasal reaksiyon mekanizmasına göre, lityum bataryaların SOH'si elektrottaki lityum iyonlarının konsantrasyonu ile değerlendirilebilir [38]. İdeal durumda SOH şu şekilde ifade edilebilir:

$$SOH = \frac{Q}{Q_0} \times 100\% \quad (5)$$

Denklemden  $Q$  ve  $Q_0$  ifadeleri normal kapasite ve çoklu döngülerden sonra daha küçük lityum konsantrasyonu olarak tanımlanır[25].

### 2.3. SOH için Kullanılan Tahmin Metotları

#### Gaussian Süreç Regresyonu

Gauss Süreci Regresyonu (GSR), regresyon görevleri için esnek ve parametrik olmayan bir çerçeve sunan güçlü bir olasılıksal makine öğrenimi yaklaşımıdır. Verilerdeki temel ilişkileri, çok değişkenli bir Gauss dağılımından örnekler olarak ele alır ve modellemesini gerçekleştirmektedir. GSR'nin en önemli avantajı, tahminler için belirsizlik tahminleri sağlarken verilerdeki karmaşık, doğrusal olmayan kalıpları yakalama yeteneğinde yatmaktadır. Model, bir ortalama fonksiyonu ve bir kovaryans (çekirdek) fonksiyonu ile tanımlanır ve farklı veri dağılımlarına uyum sağlamasına olanak tanır. GSR, robotik, jeoistatistik ve optimizasyon problemleri de dahil olmak üzere çeşitli alanlarda uygulama alanı bulmuştur[26].

#### Destek Vektör Makinesi Regresyonu

Destek Vektör Makinesi Regresyonu (DVMR), girdi özellikleri ile hedef değişkenler arasındaki ilişkiyi yakalamak için bir hiper düzlem uydurmayı içeren regresyon görevleri için kullanılan bir makine öğrenimi tekniğidir. Model, veri noktaları etrafındaki marjı en üst düzeye çıkaran hiper düzlemi bulmayı ve böylece eğitim verilerine uyma ile yeni, görünmeyen verilere genelleme arasında mümkün olan en iyi dengeyi sağlamayı amaçlamaktadır. DVMR, hedef değerlerden sapmaları saptayan bir kayıp fonksiyonu getirerek, çekirdek fonksiyonlarının kullanımı yoluyla doğrusal olmayan ilişkileri barındırabilir [27], [28].

#### Sinir Ağı Regresyonu

Bir Sinir Ağı Regresyon (SAR) modelinin eğitilmesi, tahmin edilen çıktı değerleri ile gerçek hedef değerler arasındaki hatayı en aza indirmek için modelin parametrelerinin optimize edilmesini içerir. Bu süreç tipik olarak, ağıdaki nöronlar arasındaki bağlantıların ağırlıklarının ayarlayan gradyan inişi gibi yinelemeli bir optimizasyon algoritması kullanılarak gerçekleştirilir. Tahminler ve hedefler

arasındaki hatayı ölçen kayıp fonksiyonunun seçimi, eğitim süreci için çok önemlidir. Regresyon için yaygın kayıp fonksiyonları arasında ortalama karesel hata ve ortalama mutlak hata yer alır [29].

### 3. Kullanılan Veriler

Kullanılan veriler Ulusal Havacılık ve Uzay Dairesi'nin (NASA) AMES Prognostik Mükemmeliyet Merkezi'nden (PCoE) LİB şarj ve deşarj veri setinden alınmıştır [12]. Bu verilerde B0005, B0006, B0007, B0018 numaralı bataryalar tercih edilmiştir ve bu 4 bataryanın akım değeri 2 Ah'dır. Bu verilerde bataryalar farklı operasyonel yollarla çalıştırılmıştır ve bataryalara ait şarj, deşarj ve empedans değerleri verilmiştir. Deneylerin detayları [30]'de verilmiştir. NASA batarya veri seti için ampirik olarak seçilen deşarj voltajı aralığı 3,8 V ile 3,6 V arasındadır. Şarj voltajı farkı 3,5 V ile 4,2 V arasındadır.

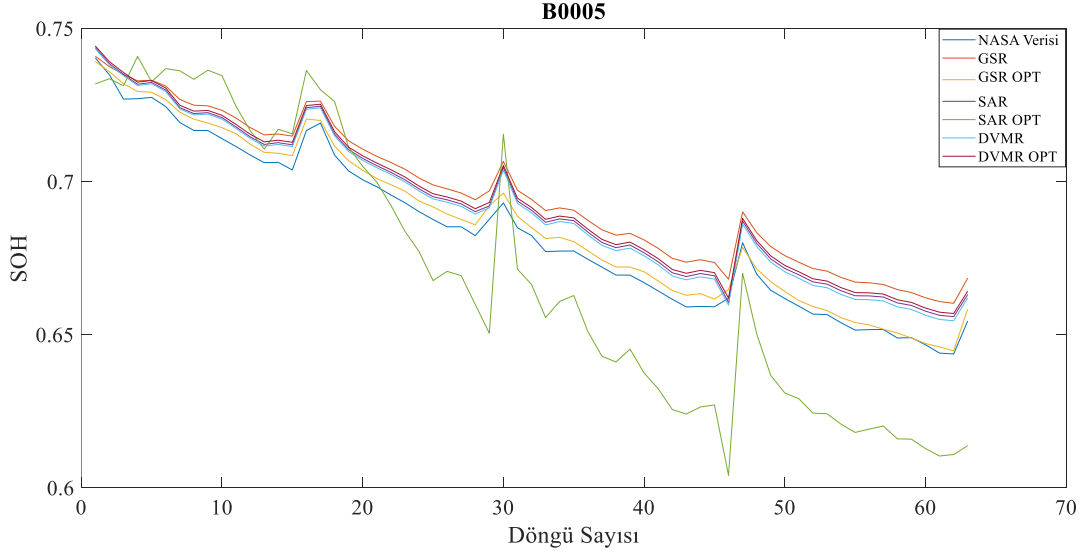
### 4. Bulgular

Bataryalarda SOH tespiti için kullanılan yöntemlerden bir tanesi tahminleme metodudur. Bu çalışmada NASA tarafından simüle edilen batarya gerilim verilerinin farklı yöntemlerle tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Öncelikle sağlam bataryaya ait veriler işlenmiş, daha sonra GSR, DVMR, SAR geleneksel tahminleme metodlarının yanında optimizasyonlu algoritmaları da kullanılmıştır. Tabloda bu tahminleme metodlarına ait RMSE yakınsama değerleri verilmiştir.

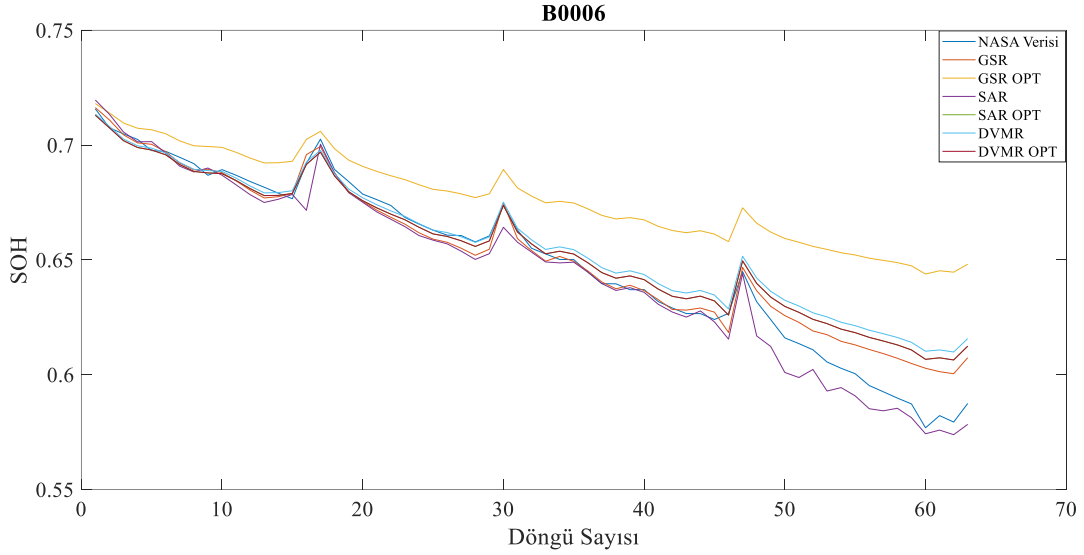
**Tablo 1.** Yakınsama değerlerine ait RMSE değerleri

	<b>DVMR</b>	<b>DVMR_OPT</b>	<b>SAR</b>	<b>SAR_OPT</b>	<b>GSR</b>	<b>GSR_OPT</b>
<b>B0005</b>	0.009413	0.0076702	0.0085302	0.024387	0.011988	0.0029965
<b>B0006</b>	0.010588	0.012236	0.0096092	0.0067271	0.0081896	0.032212
<b>B0007</b>	0.0032025	0.010402	0.0039184	0.13619	0.0038886	0.0017086
<b>B0018</b>	0.006727	0.011054	0.0079382	0.0063484	0.0045529	0.0027756

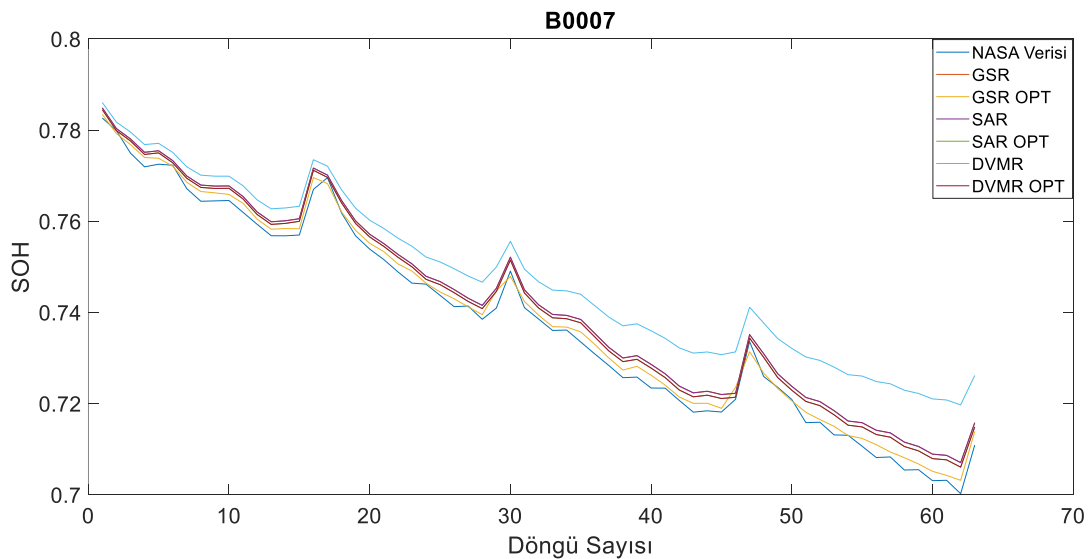
Tablo 1'de detaylı incelendiğinde B0005 bataryasına ait verilerde en iyi yakınsama sonucu 0.0029965 ile GSR\_OPT ile elde edilmiştir. B0006 için en iyi yakınsama sonucu SAR\_OPT ile 0.0067271 değeri elde edilmiştir. B0007 ve B0018 batarya verileri için en iyi yakınsamayı sırasıyla 0.0017086 ve 0.0027756 değerleri ile GSR\_OPT vermiştir.



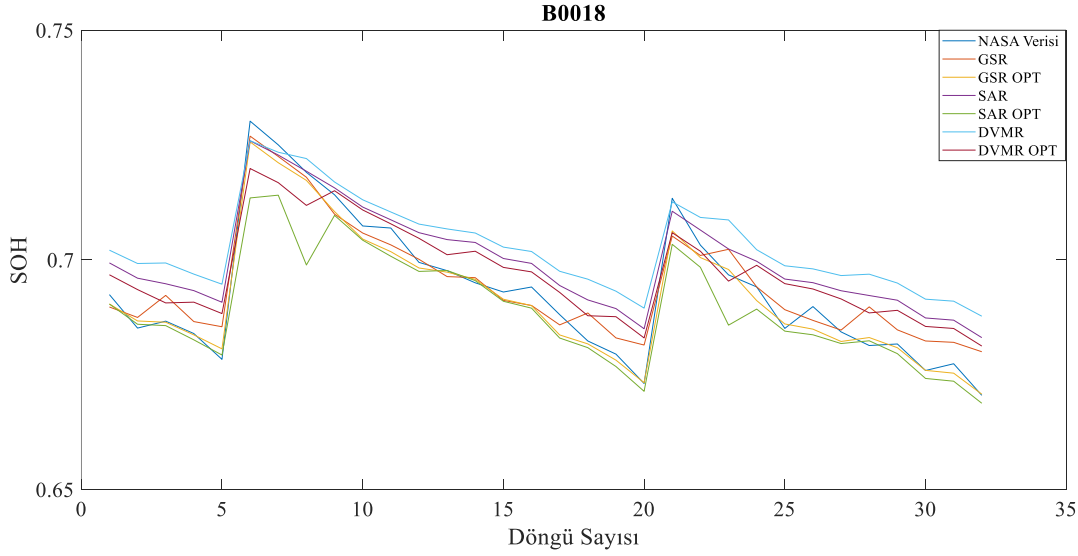
**Şekil 1.** B0005 batarya için SOH tahmin verileri



**Şekil 2.** B0006 batarya için SOH tahmin verileri



**Şekil 3.** B0007 batarya için SOH tahmin verileri



Şekil 4. B0018 batarya için SOH tahmin verileri

Şekil 1 – Şekil 4 ‘de farklı batarya modellerinin verilere uygulanan tahminleme değerlerine ait eğriler verilmiştir. Genel olarak RMSE değerleri ile grafiklerdeki eğriler incelendiğinde elde edilen sonuçların birbirleri uyumlu olduğu görülmektedir. B0005 bataryası verilerinden elde edilen eğriler Şekil-1 de verilmiştir. Eğriler detaylı incelendiğinde gerçek değerlere en yakın eğri GSR\_OPT ile elde edilen tahminlemeye ait eğri iken sapması en çok olan ise SAR\_OPT tahminleme metot eğrisidir. B0006 bataryası için oluşturulan grafikler incelendiğinde en yakın eğri SAR\_OPT ile elde edilirken, en uzak yakınsamayı GSR\_OPT yöntemi ile elde edilen eğri göstermektedir. GSR\_OPT yöntemi ile yapılan tahminlemelerde B0007 ve B0018 bataryaları için en iyi yakınsama grafiğini eğrileri elde edilirken, B0007 de en uzak yakınsama SAR\_OPT tahminleme yöntemi ile yapılan eğride görülmektedir. B0018 bataryası için gerçek değere en uzak yakınsama eğrisi DVMR\_OPT yöntemi ile elde edilmiştir.

## 5. Sonuç

LİB elektrikli araçlar alanında kritik öneminin olduğu göz ardı edilemez. Bu bataryaların zaman içinde değişen koşullarından dolayı, SOH tahminine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada, LİB’in SOH’nu tanımlamak için kapasite ve iç direnç gibi parametrelere odaklanan çeşitli matematiksel ifadeler sunulmuştur. Çalışmada, Ulusal Havacılık ve Uzay Dairesi’nin (NASA) AMES Prognostik Mükemmeliyet Merkezi’nden (PCoE) LİB şarj ve deşarj deneysel veri setinden B0005, B0006, B0007, B0018 numaralı bataryalara ait şarj, deşarj ve empedans değerleri kullanılmıştır. Çalışmanın asıl amacı batarya SOH değerlerinin doğru bir şekilde yapılmasıdır. Tahminleme yöntemleri olarak DVMR, SAR ve GSR yöntemlerinin yanı sıra bu yöntemlerin optimizasyon yöntemleri kullanılmıştır. Bir batarya tipi için 6 adet tahmin eğrileri incelenmiştir. Sonuçlar, belirli batarya veri kümeleri için farklı tahmin yöntemlerinin etkinliğini gösteren karşılaştırmalı bir şekilde sunulmuştur. Her bir batarya verileri için farklı bir yöntemin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. B0005 bataryası için GSR\_OPT, B0006 bataryası için SAR\_OPT, B0007 ve B0018 bataryaları için de GSR\_OPT tahminleme algoritmaları en iyi yakınsama değerlerini vermiştir. Tahminleme yöntemlerinde en başarılı sonuç GSR\_OPT algoritmasında elde edilmiştir. Bu sebeple ileride yapılacak çalışmalarda bu algoritma üzerine çalışmaların yoğunlaşmasının daha avantajlı olacağı düşünülmektedir.



## 6. Kaynaklar

- [1] A. Mahmoudzadeh Andwari, A. Pesiridis, S. Rajoo, R. Martinez-Botas, and V. Esfahanian, "A Review of Battery Electric Vehicle Technology and Readiness Levels," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 78, pp. 414–430, Oct. 2017, doi: 10.1016/J.RSER.2017.03.138.
- [2] N. E. Galushkin, N. N. Yazvinskaya, and D. N. Galushkin, "Mechanism of Thermal Runaway in Lithium-Ion Cells," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 165, no. 7, pp. A1303–A1308, 2018, doi: 10.1149/2.0611807JES.
- [3] J. Salminen, T. Kallio, N. Omar, P. Van den Bossche, J. Van Mierlo, and H. Gualous, "Transport Energy – Lithium Ion Batteries," *Futur. Energy Improv. Sustain. Clean Options our Planet*, pp. 291–309, Jan. 2014, doi: 10.1016/B978-0-08-099424-6.00014-4.
- [4] Y. Nishi, "Lithium Ion Secondary Batteries; Past 10 Years and The Future," *J. Power Sources*, vol. 100, no. 1–2, pp. 101–106, Nov. 2001, doi: 10.1016/S0378-7753(01)00887-4.
- [5] W. Waag, C. Fleischer, and D. U. Sauer, "Adaptive on-line prediction of the available power of lithium-ion batteries," *J. Power Sources*, vol. 242, pp. 548–559, Nov. 2013, doi: 10.1016/J.JPOWSOUR.2013.05.111.
- [6] S. Jafari, Z. Shahbazi, and Y. C. Byun, "Lithium-Ion Battery Health Prediction on Hybrid Vehicles Using Machine Learning Approach," *Energies 2022, Vol. 15, Page 4753*, vol. 15, no. 13, p. 4753, Jun. 2022, doi: 10.3390/EN15134753.
- [7] M. S. H. Lipu *et al.*, "A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations," *J. Clean. Prod.*, vol. 205, pp. 115–133, Dec. 2018, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2018.09.065.
- [8] X. Li, Z. Wang, and L. Zhang, "Co-estimation of capacity and state-of-charge for lithium-ion batteries in electric vehicles," *Energy*, vol. 174, pp. 33–44, May 2019, doi: 10.1016/J.ENERGY.2019.02.147.
- [9] H. Tian, P. Qin, K. Li, and Z. Zhao, "A review of the state of health for lithium-ion batteries: Research status and suggestions," *J. Clean. Prod.*, vol. 261, p. 120813, Jul. 2020, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2020.120813.
- [10] Y. Shang, G. Lu, Y. Kang, Z. Zhou, B. Duan, and C. Zhang, "A multi-fault diagnosis method based on modified Sample Entropy for lithium-ion battery strings," *J. Power Sources*, vol. 446, p. 227275, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.JPOWSOUR.2019.227275.
- [11] J. Garche and A. Jossen, "Monitoring and safety tests of batteries: From state of charge (SOC) and health (SOH) to misuse, abuse and crash," *AIP Conf. Proc.*, vol. 1765, no. 1, p. 20005, Aug. 2016, doi: 10.1063/1.4961897/734036.
- [12] X. Li, Z. Wang, L. Zhang, C. Zou, and D. D. Dorrell, "State-of-health estimation for Li-ion batteries by combing the incremental capacity analysis method with grey relational analysis," *J. Power Sources*, vol. 410–411, pp. 106–114, Jan. 2019, doi: 10.1016/J.JPOWSOUR.2018.10.069.
- [13] Beta Writer, *Lithium-Ion Batteries*. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG, 2019.
- [14] M. Li, J. Lu, Z. Chen, and K. Amine, "30 Years of Lithium-Ion Batteries," *Adv. Mater.*, vol. 30, no. 33, p. 1800561, Aug. 2018, doi: 10.1002/ADMA.201800561.
- [15] M. Yoshio, R. J. Brodd, and A. Kozawa, "Lithium-ion batteries: Science and technologies," *Lithium-Ion Batter. Sci. Technol.*, pp. 1–452, 2009, doi: 10.1007/978-0-387-34445-4/COVER.
- [16] N. Williard, W. He, C. Hendricks, and M. Pecht, "Lessons Learned from the 787 Dreamliner Issue on Lithium-Ion Battery Reliability," *Energies 2013, Vol. 6, Pages 4682-4695*, vol. 6, no. 9, pp. 4682–4695, Sep. 2013, doi: 10.3390/EN6094682.
- [17] P. Shen, M. Ouyang, L. Lu, J. Li, and X. Feng, "The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles," *IEEE Trans. Veh.*

- Technol.*, vol. 67, no. 1, pp. 92–103, Jan. 2018, doi: 10.1109/TVT.2017.2751613.
- [18] M. Cacciato, G. Nobile, G. Scarcella, and G. Scelba, “Real-time model-based estimation of SOC and SOH for energy storage systems,” *2015 IEEE 6th Int. Symp. Power Electron. Distrib. Gener. Syst. PEDG 2015*, Aug. 2015, doi: 10.1109/PEDG.2015.7223028.
- [19] M. A. Figueroa-Santos, J. B. Siegel, and A. G. Stefanopoulou, “Leveraging Cell Expansion Sensing in State of Charge Estimation: Practical Considerations,” *Energies 2020, Vol. 13, Page 2653*, vol. 13, no. 10, p. 2653, May 2020, doi: 10.3390/EN13102653.
- [20] T. Wu, T. Zhao, and S. Xu, “Prediction of Remaining Useful Life of the Lithium-Ion Battery Based on Improved Particle Filtering,” *Front. Energy Res.*, vol. 10, p. 863285, Jun. 2022, doi: 10.3389/FENRG.2022.863285/BIBTEX.
- [21] T. Fan and W. Zhao, “Ensemble of model-based and data-driven prognostic approaches for reliability prediction,” *2017 Progn. Syst. Heal. Manag. Conf. PHM-Harbin 2017 - Proc.*, Oct. 2017, doi: 10.1109/PHM.2017.8079114.
- [22] “Lithium-Ion Batteries,” 2019, doi: 10.1007/978-3-030-16800-1.
- [23] X. Feng, M. Ouyang, X. Liu, L. Lu, Y. Xia, and X. He, “Thermal runaway mechanism of lithium ion battery for electric vehicles: A review,” *Energy Storage Mater.*, vol. 10, pp. 246–267, Jan. 2018, doi: 10.1016/J.ENSM.2017.05.013.
- [24] B. Dunn, H. Kamath, and J. M. Tarascon, “Electrical energy storage for the grid: A battery of choices,” *Science (80-. )*, vol. 334, no. 6058, pp. 928–935, Nov. 2011, doi: 10.1126/SCIENCE.1212741/SUPPL\_FILE/DUNN-SOM.PDF.
- [25] L. Yao *et al.*, “A Review of Lithium-Ion Battery State of Health Estimation and Prediction Methods,” *World Electr. Veh. J. 2021, Vol. 12, Page 113*, vol. 12, no. 3, p. 113, Aug. 2021, doi: 10.3390/WEVJ12030113.
- [26] G. Olivier, Bousquet; Ulrike Von, Luxburg; Ratsch, *Advanced Lectures on Machine Learning*, vol. 3176. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [27] A. Mammone, M. Turchi, and N. Cristianini, “Support vector machines,” *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, vol. 1, no. 3, pp. 283–289, Nov. 2009, doi: 10.1002/WICS.49.
- [28] D. A. Pisner and D. M. Schnyer, “Support vector machine,” *Mach. Learn. Methods Appl. to Brain Disord.*, pp. 101–121, Jan. 2020, doi: 10.1016/B978-0-12-815739-8.00006-7.
- [29] M. Shahbazi, N. A. Smith, M. Marzband, and H. U. R. Habib, “A Reliability-Optimized Maximum Power Point Tracking Algorithm Utilizing Neural Networks for Long-Term Lifetime Prediction for Photovoltaic Power Converters,” *Energies 2023, Vol. 16, Page 6071*, vol. 16, no. 16, p. 6071, Aug. 2023, doi: 10.3390/EN16166071.
- [30] K. Saha, B.; Goebel, “Battery Data Set, NASA AMES Prognostics Data Repository,” Moffett Field, CA., 2007. Accessed: Dec. 04, 2023. [Online]. Available: <https://scirp.org/reference/referencespapers.aspx?referenceid=3297577>.