

Kalman Filtresi Parametre Değişimlerinin Batarya SoC Tahmini Üzerine Etkileri

Mehmet KORKMAZ^{1*}

¹Elektrik Elektronik Mühendisliği / Mühendislik Fakültesi, Aksaray Üniversitesi, Türkiye

*mehmetkorkmaz@aksaray.edu.tr

Özet – Küresel ısınma ve iklim değişkenliğinin başat aktörlerinden birisi fosil yakıtların tüketilmesidir. Özellikle ulaşım endüstrisi yüksek miktarda petrol ürün gereksinimlerinden dolayı bu duruma önemli ölçüde sebep olmaktadır. Bu noktada elektrikli araçlar bir alternatif olarak düşünülmektedir. Gelişen batarya teknolojisi, özellikle de Lityum iyon (Li-ion) bataryaların geliştirilmesi ile fosil yakıtlı araçlardan elektrikli araçlara geçiş mümkün olabilmektedir. Li-ion bataryaların yüksek enerji yoğunluğu, düşük boşta deşarj etkinliği, hafıza etkisinin olmaması, hızlı şarj imkan vermeleri, uzun çevrim ömrü gibi özellikleri sayesinde elektrikli araç teknolojisinde tercih sebebi olmaktadır. Bu avantajlarının yanı sıra elektrikli araç endüstrisinde bu türde bataryaların kullanılmasıyla ortaya çıkan bazı problemlerde bulunmaktadır. Bunların en başında kalan enerji miktarını gösteren şarj durum göstergesi (SoC) değerinin bulunmasıdır. Bu değer doğru bir şekilde elde edilmesi hem batarya yönetim sistemi (BMS) için önemli bir koşul hem de kullanıcının sürüş konforu açısından vazgeçilmez bir unsurdur. SoC değerinin doğru bir şekilde elde edilmesi için kimyasal, analitik, algoritmik birçok yöntem kullanılmaktadır. Kalman filtresi tabanlı yöntemler ise SoC değeri hesabında akla gelen ilk metotlardandır. Yinelemeli yapıları sayesinde SoC değerinin gerçek değere yakın bir şekilde tahmini mümkün olmaktadır. Ancak bu filtrelerde gürültü değerlerinin SoC değişimi üzerine etkileri olabilmektedir. Bu çalışmada bu türde bir etkinin nasıl olacağı irdelenmiştir. Gürültü değerinin pozitif veya negatif yönde belirli aralıklarda değişimi için SoC ve terminal gerilim değerlerinin değişimi ele alınarak sonuçlar Turnigy Graphene 5Ah bataryası için değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler – Li-İyon Batarya, SoC Tahmini, Kalman Filtresi, Adaptif Genişletilmiş Kalman Filtresi, Parametre Değişimi

I. GİRİŞ

Yeşil dönüşüm dünyamızın karşılaştığı küresel ısınma, global iklim değişikliği gibi problemlere karşı vazgeçilmez bir olgu olarak karşımıza çıkmaktadır [1]. Bu dönüşüm temel olarak çevre dostu bir ekonomi modelini göz önüne alır. Bu sayede enerji kaynaklarından üretim süreçlerine bütün durumlar çevreye asgari zararı verecek şekilde dizayn edilebilir. Ulaşım endüstrisinde kullanılan petrol türevi ürünlerden dolayı yüksek oranda zararlı gazlar doğaya salınmaktadır. Bu durum ülkelerin varmak istediği sıfır karbon emisyonu hedefleri için önemli bir kısıt olarak görülmektedir [2]. Bu bağlamda gelişmiş birçok ülke petrol türevli araçlar yerine teknolojinin

çözüm olarak sunduğu elektrikli araçlara geçişi hedeflemektedir. Bu araçlar yakıt olarak petrol türevi ürünler yerine bataryalarla enerjilendirilmektedir [3]. Bu sayede atmosfere salınan zararlı gazların önüne geçilebilmektedir. Ulaşım endüstrisinin ne denli yaygın ve insanlar için vazgeçilmezliği göz önüne alındığında bu alanda yapılacak iyileştirmelerin yeşil dönüşüme yapacağı katkı aşikardır. Ancak elektrikle çalışan araçlar için önemli kısıtlardan birisi kullanılan bataryalarda kalan enerji miktarı ile ilgilidir. Bu değişken şarj durum göstergesi (State of Charge - SoC) olarak adlandırılır ve bataryadaki ilgili an için kalan enerjinin bataryanın nominal kapasitesine oranıyla tanımlanır (Denk. (1)) [4, 5].

$$SoC = \frac{Q_c}{Q_N} \times 100\% \quad (1)$$

SoC değerinin doğru bir şekilde ölçülmesi aracın enerji kontrolü için büyük önem arz eder. Kullanıcılar bu bilgi sayesinde alışlagelmiş tabiriyle kalan yakıt miktarını öğrenebilir. Bu sayede yolda kalma kaygısı yaşamaksızın yolculuklarını sürdürebilirler. Ancak depoda kalan enerji miktarının belirlenmesi klasik petrol türevli yakıtların aksine elektrikli araçlarda zorlu bir süreci içermektedir. Bu durum pillerin kimyasal çeşitliklerine, hava sıcaklığına, kullanım durumuna, vb. değişkenlik gösterebilir. Bu yüzden birçok çalışma SoC, yani kalan menzil, değerini hesaplamak için karmaşık algoritmalar kullanılır. Kalman Filtresi (KF) tabanlı yöntemler bunların en başında gelenlerdendir. Yinelemeli yapıları sayesinde SoC tahmini yüksek doğrulukla yapılabilir [5, 6].

Spagnol ve ark. [7] KF kullanarak bir eşdeğer devre modeli üzerinden SoC tahmin sürecini ele almışlardır. Batarya modellenmesi ve testlerini detaylıca açıklamışlardır. [8] çalışmada açık devre gerilim (OCV) ve SoC ilişkisinin öneminden bahsedilmiş ve nikel manganez kobalt (NMC) bir Li-ion batarya için EKF filtresi kullanılarak SoC hatasının ve çalışma süresinin azaltılması amaçlanmıştır. [9] çalışmada ise Kokusuz Kalman Filtresi (UKF) kullanılarak üçlü polimer bir Li-ion bataryada denemeler yapılmıştır. Çalışmada temel olarak sıcaklık etkisinin öneminden bahsedilmiş ve geniş bir sıcaklık aralığını hedef alacak şekilde model geliştirilmiştir. Çalışma içeriğini doğrulamak adına "The New European Driving Cycle" sürüş döngüsü kullanılmıştır. Shrivastava ve ark. çalışmalarında [6] KF tabanlı SoC tahmini için genel bir değerlendirme bulunabilir. Benzer şekilde Hossain ve ark. [5] çalışmada farklı Kalman filtreleri için karşılaştırmalı bir analiz bulunabilir.

Literatürdeki çalışmalarında vurguladığı gibi bu filtrelerin parametreleri doğru ayarlanmalıdır. Bu çalışma Kalman filtresinin parametre belirsizliği durumunu ele almaktadır. Parametrenin değişiminin SoC tahmini üzerine etkisi detaylıca araştırılmıştır. Buna göre ampirik olarak optimal bir değer belirlenmiş bu değer belirlenmiş oranlarda ($\pm 2\%$, 5, 10 gibi) değişimlerinin sistem sonuçlarını nasıl etkilediği irdelenmiştir. Çalışma sonuçlarına göre KF'in parametrelerinin küçük değişimlerinin

bile sistem sonuçlarında önemli etkiler oluşturabileceği gözlemlenmiştir.

II. MATERYAL VE YÖNTEM

A. Adaptif Genişletilmiş Kalman Filtresi (AEKF)

Rudolf Kalman tarafından keşfinden bu yana Kalman Filtresi (KF), kontrol teorisinden mobil robot uygulamalarına, havacılık endüstrisinden ekonomiye kadar birçok alanda kendisine yer bulmuştur. Bu filtrenin temel çalışma felsefesi ölçüm değerlerini ve sistem modelini birleştirerek sistem hakkında tahminlerde bulunmasıdır. Bu filtre temel olarak tahmin ve düzeltme/güncelleme olmak üzere iki aşamadan oluşur. Tahmin aşamasında sistem modeli kullanılarak durum tahminleri yapılır. Bu değerler düzeltme/güncelleme aşamasında gerçek ölçüm değerleri kullanılarak KF modelleri ile düzeltilir ve sistem durumu için yeni değerler bulunmuş olur. Bu süreç iteratif olarak sürekli devam eder [5, 9, 10].

KF baz alınarak birçok gelişmiş model ortaya konulmuştur. Bunlardan bazıları Genişletilmiş KF (EKF), Kokusuz KF (UKF), Karekök Kokusuz KF (SR-UKF) gibidir. Bunlar içerisinde ise en çok bilinen ve yaygın olarak kullanılan Genişletilmiş Kalman Filtresidir (EKF). EKF, KF'in doğrusal olmayan durumlarda da kullanılabilmesini sağlayan bir filtredir. Sistem modelinde ve/veya ölçüm fonksiyonundaki doğrusallaştırma gerektiren uygulamalarda kullanılırlar. Bu sayede Kalman Filtresi doğrusal olmayan sistemler için bile uygulanabilmektedir. EKF filtresine ait sistem eşitlikleri Denklem (2)-(6) arasında görülmektedir [4, 6, 10].

➤ *Tahmin (1. aşama):*

$$\hat{x}_{k+1} = f(x_k, u_{k+1}) \quad (2)$$

$$\hat{P}_{k+1} = GP_k A' + Q_{k+1} \quad (3)$$

➤ *Düzeltilme (2. aşama):*

$$K_{k+1} = \hat{P}_{k+1} H' (H \hat{P}_{k+1} C' + R_{k+1})^{-1} \quad (4)$$

$$x_{k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_{k+1} (z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1})) \quad (5)$$

$$P_{k+1} = (1 - K_{k+1} H) \hat{P}_{k+1} \quad (6)$$

Denklemlerde $f(\cdot)$ ve $h(\cdot)$ süreç ve ölçüm modellerini ifade etmektedir. İlk kısımda da

belirtildiği üzere mevcut durum değerleri, süreç ve gözlem modeli birleştirilerek bir sonraki durum tahmini oluşturulmaktadır.

AEKF ise EKF'ten farklı olarak sistem parametrelerinin değişebileceği durumları göz önüne alır. Buna göre EKF denklemlerinde bulunan Q değeri Denklem (7)'deki gibi ifade edilir ve sabit bir değer yerine değişken bir değer olarak kullanılır [11, 12].

$$Q_{k+1} = K_{k+1} E_{k+1} K'_{k+1} \quad (7)$$

Burada E değeri uyarılma kuralını belirtmektedir.

B. Batarya Modeli

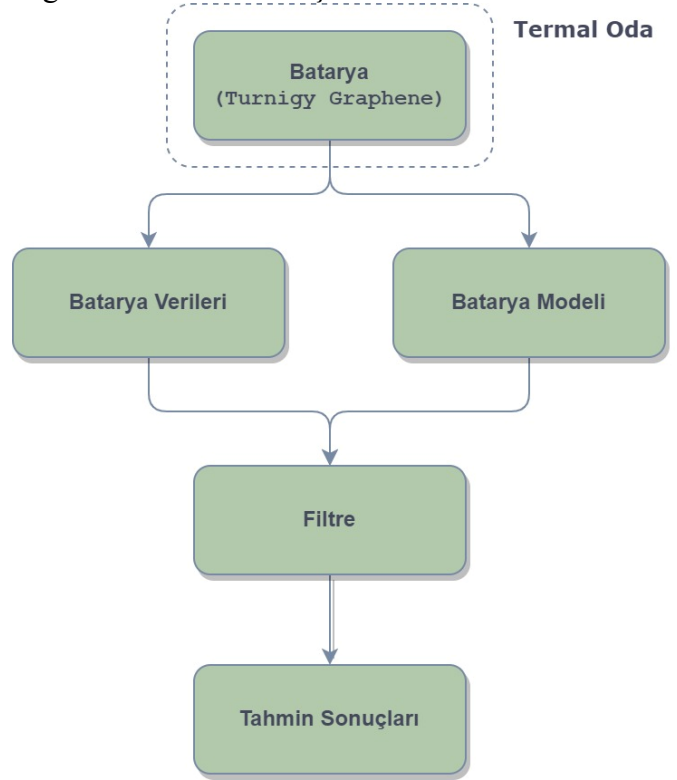
Bataryaların matematiksel olarak davranışını temsil etmek adına farklı modeller önerilir. Bu modeller bataryanın kimyasal iç dinamiklerini gösteren elektrokimyasal denklemler şeklinde olabilir [13]. Bu türde ifadeler genellikle kompleks denklemler ve birçok parametre tanımlı gerektirdiğinden batarya modellemesinde fazla tercih edilmezler. Öte yandan elektriksel eşdeğer devreler (ECM) bataryaları bir devre gibi temsil edebilmesi açısından sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir. Literatürde basit R_{int} modelinden bir veya iki dereceli Theven'in eşdeğer devrelerine PNGV modellerden, kesirli modellere kadar birçok model bulunmaktadır. Bataryayı ifade ederken model seçimi için genellikle bataryanın türü, ifadelerin kolay bir şekilde tanımlanabilmesi, doğruluk gibi farklı kriterler göz önüne alınır. Bununla birlikte literatürde sıklıkla iki dereceli Thevenin eşdeğer devresi batarya modellemesinde kullanılmaktadır. Literatürle paralel olmak adına bu çalışmada da bu türde bir model kullanılmıştır. Bu modele ait detaylar çalışmalarında bulunabilir [4, 14, 15].

C. Çalışma Düzenegi

Kalman filtresi parametre değişimlerinin SoC değişimi üzerindeki etkilerini incelemek adına gerçekleştirilen bu çalışma halka açık bir veri seti kullanılarak denenmiştir. Bu veri seti Turnigy Graphane 5Ah bir Li-ion bataryanın farklı koşullarda test verilerini içermektedir [16, 17].

Şekil 1 çalışmanın temel çalışma düzenegini göstermektedir. Bir termal oda içerisinde farklı testlere tabi tutulan batarya verileri dataset içerisinde yer almaktadır. Bu veriler kullanılarak

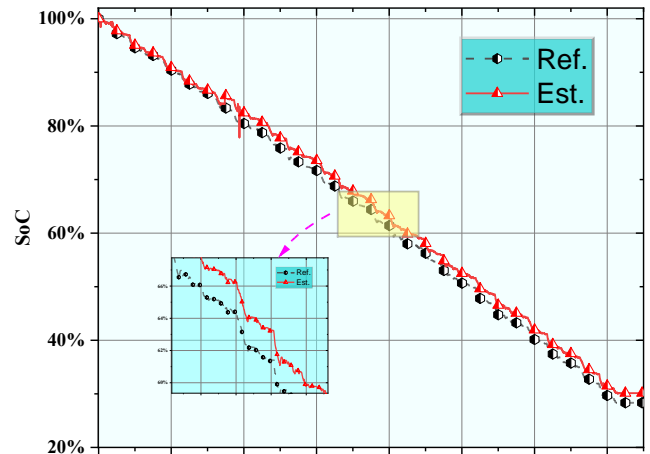
oluşturulan batarya modeli ve farklı test değerleri AEKF filtresine girdi olarak sunulmuştur. AEKF denklemleri kullanılarak SoC ve terminal gerilim değerleri tahmin edilmiştir.



Şekil 1. Genel çalışma düzenegi

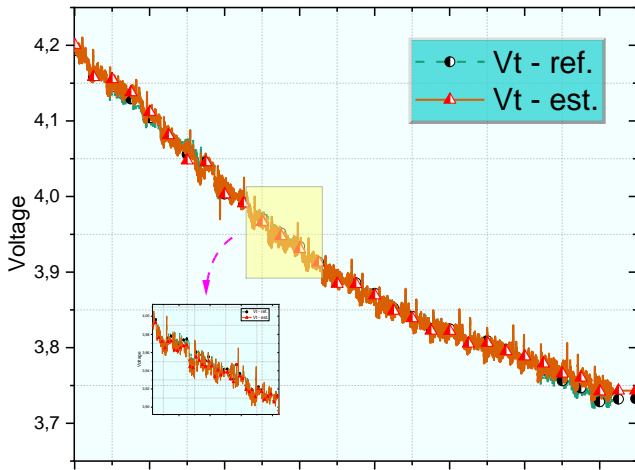
III. BULGULAR VE TARTIŞMA

Çalışma içerisinde SoC tahmini için Kalman Filtresini (KF) temel alan Bölüm 2'de bahsedilen Adaptif Genişletilmiş Kalman Filtresi (AEKF) kullanılmıştır. Şekil 2 buna dair SoC değişimini zamana göre göstermektedir. Şekilden de görüleceği üzere AEKF'nin ürettiği SoC tahminleri referans değeri başarıyla izlemektedir.



Şekil 2. SoC tahminleri

SoC tahminine benzer şekilde terminal gerilimi (V_t) değerleri de bir değerlendirme kriteri olarak ele alınmıştır. Şekil 3 buna dair sonuçları göstermektedir. Şekilde dikey eksen terminal gerilimi yatay eksen ise zamanı işaret etmektedir. İlk anda tam dolu olan batarya zamanla deşarj olmuş, gerilim seviyesi de bununla birlikte azalmıştır. Referans değer ve tahmini terminal gerilimi arasında bir değerlendirme yapıldığında, tahmin değerlerin referans değerleri başarıyla izlediği gözlemlenmiştir.



Şekil 3. Terminal gerilim değeri

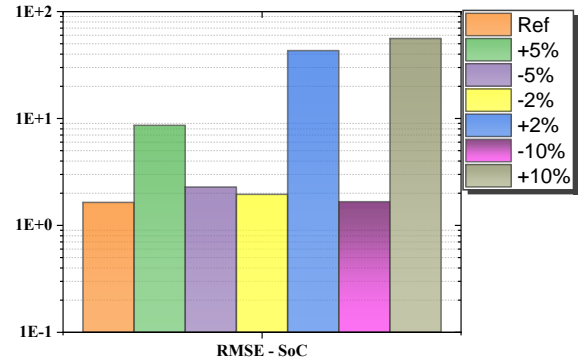
Şekil 2 ve 3 ampirik olarak parametreleri elde edilen AEKF tahminlerine işaret etmektedir. Öte yandan çalışmaya konu olan filtrenin parametre değişimlerine karşın durumları Şekil 4 ve 5'te ele alınmıştır. Şekil 4 ve 5 oluşturulurken hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) değeri kullanılmıştır (Denk. (8)).

$$RMSE(y_i, \hat{y}_i) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

burada, y_i referans değeri, \hat{y}_i ise algoritma tarafından bulunan tahmin değerini göstermektedir.

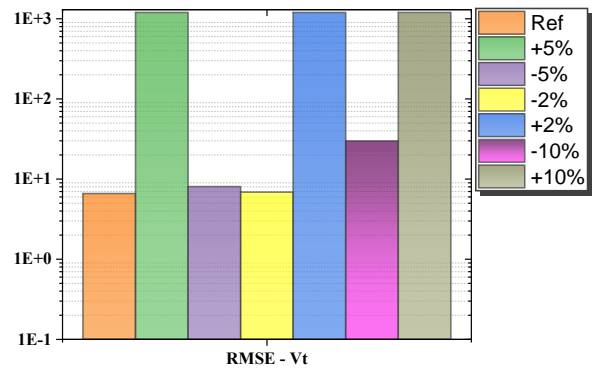
Her iki şekilde de AEKF'nin ampirik olarak bulunan değeri referans değer olarak kabul edilmiş ve grafiklerde 'ref' etiketiyle gösterilmiştir. Buna ek olarak AEKF Kalman kazancındaki gürültü değerinin referans değere göre değiştiği durumlar farklı tahminler olarak düşünülmüştür. Dikey eksen logaritmik ölçekte RMSE değerlerine işaret ederken yatay ekseninde bulunan farklı renkteki sütunlar ilgili etiket değeri için RMSE değerlerini göstermektedir.

Şekil 4'te bununla ilgili SoC değişiminin RMSE sonuçları görülmektedir. Şekilde görüleceği üzere Kalman kazancındaki gürültü değeri referans değerinin negatif olarak azaldığı % -2, -5 ve -10 değerleri için bir değerlendirmeye tabi tutulduğunda, sonuçların referans değere çok yakın olduğu gözlemlenmiştir. Öte yandan, referans değerinin pozitif yöndeki bütün değişimlerinde (% +2, +5 ve +10) sonuçların RMSE değerlerinin referans değere göre daha yüksek olduğu görülmüştür.



Şekil 4. SoC değeri için farklı durumlardaki RMSE hataları

Şekil 4'te gözlemlenen bulguları daha anlamlı kılmak adına benzer bir inceleme terminal gerilimleri için de yapılmıştır. Şekil 5'te görülen değerler negatif yöndeki değişimlerde SoC-RMSE değerlerine benzer şekilde terminal gerilimi (V_t) için de RMSE değerlerinin referans değere yakın olduğu gözlemlenmiştir. Bu değerler içerisinde yalnızca % -10 değeri için terminal geriliminin SoC değerine göre oldukça fazla hatalı olduğu gözlemlenmiştir. Bunlara ek olarak parametrenin pozitif yönde değiştiği durumlar ele alındığında bütün değişimler için terminal gerilimi RMSE değerinin referans değerden oldukça kötü bir değere sahip olduğuna şahit olunmuştur.



Şekil 5. Terminal gerilim değeri için farklı durumlardaki RMSE hataları

IV. SONUÇLAR

Bu çalışmada bataryalarda önemli bir problem olarak ele alınan şarj durum göstergesi (SoC) değeri üzerine incelemeler yapılmıştır. Çalışmanın gerçekleştirilmesi için Kalman tabanlı AEKF filtresinden yararlanılmıştır. Bu filtre kullanılarak SoC ve terminal gerilim değerleri her bir durum için tahmin edilmiştir. AEKF parametrelerinden olan Kalman kazancındaki gürültü değerinin sisteme etkisinin ne kadar olacağı bu değerlerin negatif ve pozitif yöndeki değişimlerine karşın irdelenmiştir. Çalışmadan elde edilen ana sonuç gerek pozitif gerekse negatif yönde değişimlerin sistem sonuçlarını etkileme kapasitesini göstermiştir. Özellikle gürültü değerinin pozitif yöndeki artışlarının hem SoC hem de terminal gerilimleri üzerinde daha fazla hatanın oluşmasına sebebiyet verdiği gözlemlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Bauer, P., Stevens, B., & Hazeleger, W. (2021). A digital twin of Earth for the green transition. *Nature Climate Change*, 11(2), 80-83.
- [2] Le Billon, P., Lujala, P., Singh, D., Culbert, V., & Kristoffersen, B. (2021). Fossil fuels, climate change, and the COVID-19 crisis: pathways for a just and green post-pandemic recovery. *Climate Policy*, 21(10), 1347-1356.
- [3] Gao, J., Huang, J., Li, X., Tian, G., Wang, X., Yang, C., & Ma, C. (2022). Challenges of the UK government and industries regarding emission control after ICE vehicle bans. *Science of The Total Environment*, 835, 155406.
- [4] Korkmaz, M. (2023). A novel method for SoC estimation of lithium-ion batteries based on previous covariance matrices and variable ECM parameters. *Electrical Engineering*, 105(2), 705-718.
- [5] Hossain, M., Haque, M. E., & Arif, M. T. (2022). Kalman filtering techniques for the online model parameters and state of charge estimation of the Li-ion batteries: A comparative analysis. *Journal of Energy Storage*, 51, 104174.
- [6] Shrivastava, P., Soon, T. K., Idris, M. Y. I. B., & Mekhilef, S. (2019). Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 113, 109233.
- [7] Spagnol, P., Rossi, S., & Savaresi, S. M. (2011, September). Kalman filter SoC estimation for Li-ion batteries. In *2011 IEEE International Conference on Control Applications (CCA)* (pp. 587-592). IEEE.
- [8] Baccouche, I., Jemmali, S., Manai, B., Omar, N., & Essoukri Ben Amara, N. (2017). Improved OCV model of a Li-ion NMC battery for online SOC estimation using the extended Kalman filter. *Energies*, 10(6), 764.
- [9] Wu, X., Li, X., & Du, J. (2018). State of charge estimation of lithium-ion batteries over wide temperature range using unscented Kalman filter. *Ieee Access*, 6, 41993-42003.
- [10] Cui, Z., Hu, W., Zhang, G., Zhang, Z., & Chen, Z. (2022). An extended Kalman filter based SOC estimation method for Li-ion battery. *Energy Reports*, 8, 81-87.
- [11] Xiong, R., He, H., Sun, F., & Zhao, K. (2012). Evaluation on state of charge estimation of batteries with adaptive extended Kalman filter by experiment approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(1), 108-117.
- [12] Sun, D., Yu, X., Wang, C., Zhang, C., Huang, R., Zhou, Q., ... & Bhagat, R. (2021). State of charge estimation for lithium-ion battery based on an Intelligent Adaptive Extended Kalman Filter with improved noise estimator. *Energy*, 214, 119025.
- [13] Ecker, M., Tran, T. K. D., Dechent, P., Käbitz, S., Warnecke, A., & Sauer, D. U. (2015). Parameterization of a physico-chemical model of a lithium-ion battery: I. Determination of parameters. *Journal of The Electrochemical Society*, 162(9), A1836.
- [14] Meng, J., Luo, G., Ricco, M., Swierczynski, M., Stroe, D. I., & Teodorescu, R. (2018). Overview of lithium-ion battery modeling methods for state-of-charge estimation in electrical vehicles. *Applied sciences*, 8(5), 659.
- [15] Berrueta, A., Urtasun, A., Ursúa, A., & Sanchis, P. (2018). A comprehensive model for lithium-ion batteries: From the physical principles to an electrical model. *Energy*, 144, 286-300.
- [16] Kollmeyer, P., & Skells, M. (2020). Turnigy graphene 5000mAh 65C li-ion battery data. *Mendeley Data*, 1, 10-17632.
- [17] Vidal, C., Malysz, P., Naguib, M., Emadi, A., & Kollmeyer, P. J. (2022). Estimating battery state of charge using recurrent and non-recurrent neural networks. *Journal of Energy Storage*, 47, 103660.