



주행 데이터 활용 SW기법 기반 전기차 배터리 진단 기술을 위한 부분 방전 용량 및 확장 칼만 필터기반 잔존가치 평가 기술

박진형¹⁾ · 김태훈¹⁾ · 최재영¹⁾ · 강병수²⁾ · 신동현^{*1)}

한국자동차연구원 친환경연구소 전기동력기술부¹⁾ · 한국생산기술연구원 제주본부 청정유행연구그룹²⁾

Residual Value Evaluation Technology Based on Partial Discharge Capacity and Extended Kalman Filter for Electric Vehicle Battery Diagnosis Technology Using Driving Data and SW Techniques

Jinhyeong Park¹⁾ · Tae-Hoon Kim¹⁾ · Jae-Young Choi¹⁾ · Byeong-su Kang²⁾ · Dong-Hyun Shin^{*1)}

¹⁾Future Powertrain R&D Department, Korea Automotive Technology Institute, 303 Pungse-ro, Pungse-myeon,
Dongnam-gu, Cheonan-si, Chungnam 32114, Korea

²⁾Jeju Special Self-Governing Province, Korea Institute of Industrial Technology(KITECH), 102 Jeju-daehak-ro, Jeju 63243, Korea
(Received 19 December 2023 / Revised 6 January 2025 / Accepted 17 January 2025)

Abstract : Electric vehicles(EVs) have emerged as the leading solution for addressing global warming in the global transportation field. In order to guarantee the new regulation for the safety and reliability of the battery pack, an accurate state of health(SOH) estimation method is essential in the battery management system. This paper proposes an integrated approach to SOH, which is a straightforward and adaptable solution verified using real driving data from EVs. To improve the SOH estimation results, partial capacity and extended Kalman filter are applied to automatically calibrate the optimal SOH regardless of the initial conditions.

Key words : State of health estimation(건강 상태 추정), Partial capacity(부분 용량), Lithium-ion battery(리튬 이온 배터리), Battery model(배터리 모델), Electric vehicle(전기자동차)

1. 서론

국내 전기차 시장의 경우 정부의 구매보조금 및 감면 혜택으로 빠른 성장세를 보이고 있으며, 전기차 침투율(=전기차 판매량/총 판매량) 2018년 1.8%에서 2022년 9.5%이다. 현행 보증기간과 주행거리를 고려해볼 때 전기차 판매가 폭발적으로 일어나는 시점인 현재부터 약 10년이내에 배터리 재사용/재활용에 대한 기술 수요가 증가할 것으로 예상된다.¹⁾ 그러나, 수많은 차종 및 배터리 종류, 수명 등에 따라 적절한 어플리케이션으로 나누는 등급화 분류가 가장 핵심적인 장애물로 대두되고 있으며 가장 문제점으로 지적되는 부분이 등급화에 대한 시험 평가에 대한 많은 시간 및 비용이 발생하는 것으로 확인되고 있다.²⁾ 해당 문제점을 근거로 최근 제정된

“전기용품 안전기준 KC10031”에서 재사용품에 대한 분류를 SW기법으로도 보증이 된다면 가능하도록 하였다. SW기법으로 배터리 등급 분류를 진행할 수 있다면 재사용품에 대한 잔존가치 평가를 신속하게 이룰 수 있다는 장점이 생기지만 정확한 알고리즘을 사용해야하기 때문에 실차 주행 데이터와 노화된 배터리 팩을 활용하여 분석이 요구된다.^{3,4)}

또한, 2026년에 제정될 예정인 캘리포니아 ACC2에서 SOH(State-of-health)에 대한 정확도와 보증 기간을 명시하고 있다.⁵⁾ 해당 규제에서 현재 시판중인 전기차와 달리 소비자가 별도의 전문적인 추가 진단 장비 없이 차량에서 표시가 되어야하며, 임의로 선정된 차량의 SOH와 실측 값이 5%이내의 정합성을 만족할 경우 리콜을

*Corresponding author, E-mail: dhshin@katech.re.kr

¹⁾This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium provided the original work is properly cited.

실시할 것이라는 규제를 신설하였다.

최근 실차 단계에서의 규제와 이를 재사용/재활용하는 산업군의 흐름을 판단하였을 때, 실차 주행 데이터와 이를 활용한 데이터를 활용해서 배터리의 상태를 정확하게 진단해야하는 것을 내포하고 있다. 따라서, 기존 많은 문헌에서 진행한 LAB기반의 실험 데이터를 활용하여 배터리 상태를 진단하는 것을 넘어 실용화 단계로 넘어가기 위해서는 실주행 데이터를 기반으로 배터리의 상태 진단 연구에 대한 필요성을 확인하였다.⁶⁾

배터리의 내부 상태 추정 방법 분류에 대한 특징 및 장단점을 분석하기 위해 대표적인 방법론은 부분 전류 적산법과 모델 기반의 방법, 빅 데이터와 학습 모델을 활용한 데이터 기반 추정 방법으로 나눌 수 있다.⁷⁾ 부분 전류 적산법은 실측 데이터 기반으로 전류 적산을 통한 부분 방전량 및 방전 전후의 전압을 통해 산출된 SOC를 활용하여 용량을 추정할 수 있는 특징을 가지고 있다. 해당 방법은 구현이 어렵지 않은 직관적인 알고리즘이지만,⁸⁾ 안정화된 OCV가 필요하기 때문에 이를 확보할 수 없는 어플리케이션의 경우 사용이 쉽지 않으며, 계측 오차가 상당한 영향을 주기 때문에 이에 대한 대응책이 요구된다.⁹⁾ 또한, 실차 데이터가 중간에 결손이 발생하거나 주차중 12 V 배터리 문제로 계측이 안될 경우 추정이 불가하거나 정확도가 하락하는 문제점이 있다.¹⁰⁾ 모델 기반 방법에서 가장 많이 활용되는 Adaptive filter는 부분 방전과 달리 안정화된 OCV가 없는 상태에서도 모델 오차를 통해 배터리 상태 정보를 추정할 수 있는 장점을 가지고 있다.¹¹⁾ 하지만, 통계적 방법을 활용하여 보정을 진행하기 때문에 알고리즘 성능 개선을 위해서는 튜닝이 요구되며, 튜닝 파라미터에 따라 오차가 크게 증가할 수 있어 이에 대한 대응책이 요구되는 요구사항이 존재한다.¹²⁾ 데이터 기반 추정 방법의 경우 많은 문헌에서 높은 정확도와 열화 및 온도에 따른 배터리 상태 변화에 따라 높은 정합성을 보이지만 실차 레벨에서 구동하기 어려운 단

점과 사전에 차량에 탑재된 배터리의 데이터를 확보해야하며,¹²⁾ 이는 곧 개발 및 적용 단계에서 많은 실험 시간과 비용이 발생하는 문제점을 가지고 있다.¹³⁾ 대표적인 배터리 상태 추정 방법에 대한 조사를 진행하였을 때, 많은 문헌에서 높은 정확도를 달성한 문헌은 다수 존재하였지만 제안한 방법을 통해 실주행 데이터로 접근한 방법은 부족한 것을 확인하였다.¹⁴⁾

실차 단계에서 배터리 상태 진단시 데이터의 신뢰성, 사용자별 상이한 운행 패턴에 따른 열화 경향성 차이로 인하여 실시간 조정이 요구되며, 이를 위한 적응형 알고리즘 개발, 데이터 표준화의 필요성 및 중요성이 대두되고 있다.^{15,16)} LAB 데이터와 실차 단계의 데이터 간의 간극을 줄이기 위해서 Lu 등¹⁷⁾은 실험실 환경에서 습득한 Cell레벨 데이터를 활용하여 데이터의 양과 형태에 따라 Feature-based, Learning-based, Meta-learning-based를 활용하여 SOH를 학습 방법을 제안하였다. 이를 기반으로 셀 모델을 기반으로 실차 단위로 적용하기 위해서 다양한 실제 전기차 데이터를 활용해 GCNN(Gated Convolutional Neural Network)기반 모델을 적용하여 배터리 용량 및 SOH 추정 정확도를 향상시켰으며, K-means 클러스터링과 미세 조정 기법을 통해 소량의 데이터로도 실차 적용 가능성을 확인하였다.¹⁸⁾ 따라서, 최근 논문 동향에서는 데이터의 신뢰성을 높이고 알고리즘의 적응력을 높이기 위한 방향으로 진행하는 것을 확인할 수 있었다. 하지만, 최근 많은 방법론에서 제시한 방법의 경우 실주행 단계에서의 데이터 요구량을 줄일 수 있었으나, 사전에 많은 학습이 필요한 부분을 줄이고 적응형 방법론이 요구되는 것을 확인하였다.¹⁹⁾

따라서, 본 논문에서는 앞선 문헌 분석을 통해 LAB단계에서 수행하는 실험 단계에서의 검증이 아닌 실도로 주행 데이터를 기반으로 알고리즘을 검증 요구되는 것을 확인하였다. 또한, ACC2와 KC10031에서 명시한 SW 기법 기반으로 효율적인 배터리 상태 추정을 위해서는

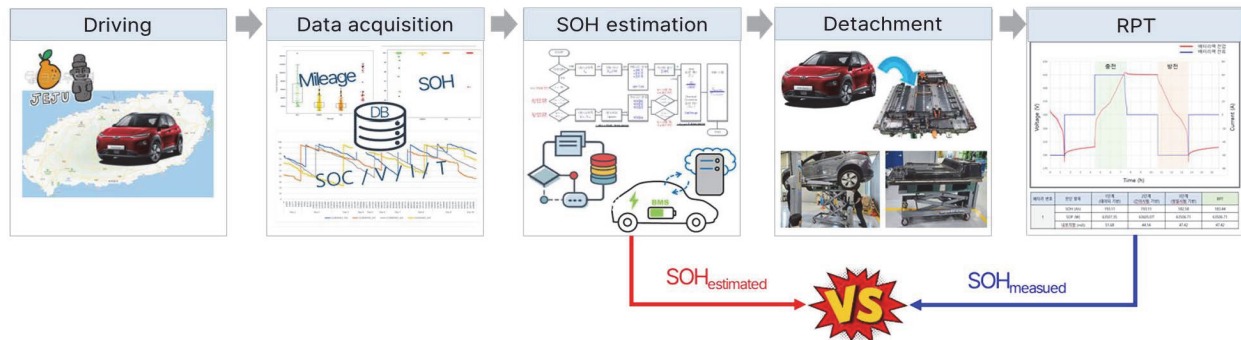


Fig. 1 Process of verifying the SOH estimation results using real data

상태 진단에 필요한 기반 시험 데이터를 최소화하며 실시간 상황에서 적용할 수 있는 방법론이 필요하다는 것을 확인하였다. 따라서, 본 논문에서는 Fig. 1과 같이 실주행한 전기차의 데이터를 획득하고 해당 데이터를 기반으로 추정 SOH를 추정한다. 주행한 차량의 배터리 팩을 탈거하여 실제 배터리 팩의 잔존가치를 비교 평가하고 이를 추정된 수명과 비교하여 검증 및 분석하는 연구를 진행하였다. 또한, 주차 상황에서 적용할 수 있는 부분 전류적산법의 문제점을 극복하기 위해서 모델 기반 알고리즘과 통합할 수 있는 방법론은 제안하며, 이를 위한 시험 데이터 기반 배터리의 특성 및 기준점을 제안한다.

2. 잔존 가치 평가 알고리즘 설계를 위한 배터리팩 성능 평가 시험

본 논문에서 실주행 데이터를 반영하여 배터리의 잔존가치 평가를 위해서 코나 전기 차량의 2달간의 로그 데이터로 검증을 실시하고 검증을 위해서 차량 배터리 팩을 탈거하여 RPT(Reference Performance Test)를 실시하였다. 검증 순서는 기존 보유한 코나 배터리 팩 배터리의 특성을 평가하기 위해서 용량과 OCV(Open Circuit Voltage) 측정 실험을 통해서 SOH(State-of-Health)를 업데이트 하기 위한 구간을 사전 파악한다. 파악된 특성치를 기반으로 주행 데이터를 활용하여 잔존가치를 평가하고, 검증을 하는 순으로 진행하였다.

Fig. 1은 실제 주행한 차량의 배터리 팩을 탈거하여

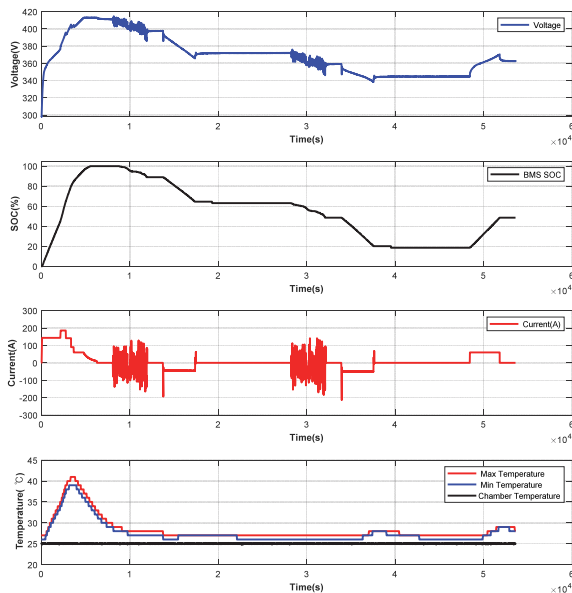


Fig. 2 EV driving pattern for verifying the battery pack SOC/SOH estimation performance

RPT 성능 평가를 실시하기 위한 Test bench의 구성도이며, 차량 환경을 모사하면서 정확한 성능 평가를 진행하기 위해서 환경 챔버내에서 질러를 통해 성능 평가를 실시하였다. 기본적으로 배터리의 성능 및 기준 데이터를 정의하기 위해서 용량 - OCV - DCIR(Direct Current Internal Resistance) 측정 실험을 진행하였으며, 다양한 주행 평가 패턴을 조합한 출력 패턴을 통해 알고리즘의 초기 적합성을 검증하였다. Fig. 2는 RPT 단계에서 차량의 행 패턴을 모사한 배터리 팩의 전압, BMS SOC, 전류, 최대/최소 온도를 나타낸 그래프이다. 본 결과에서 급속 충전시 온도는 40도 내외로 상승하였으며, 주행 패턴 모사 단계에서는 수냉식 시스템에 의해 일정한 온도가 유지되는 것을 확인할 수 있다. 해당 결과를 바탕으로 유추할 수 있는 것은 일반적인 주행 환경에서 배터리 팩 성능에 대한 온도에 대한 영향은 노화, 방전 전류 및 SOC 영역 대비 영향성이 적은 것을 확인할 수 있다. 따라서, 해당 온도 결과를 바탕으로 영향성을 최소화하기 위해 SOH 평가 및 업데이트는 방전 영역에서 진행하였다.

Fig. 3은 RPT에서 측정된 OCV를 SOC에 따라 피팅한 그래프이며, 아래 그래프는 OCV를 SOC에 따른 변화율을 도시한 그래프이다. 해당 배터리의 특성의 경우 SOC 60% 이상에서는 일정한 기울기를 나타내지만 그 이하 구간에서는 기울기가 일정하지 않는 것을 확인할 수 있다. 해당 결과에서 배터리의 상태값이 선형적으로 변하는 구간을 설정할 수 있으며, 이는 배터리의 다음 상태를 예측할 때 SOC 60% 구간 이상일 때 유효한 것을 나타낸다. 또한, 추후 소개할 확장 칼만 필터에서도 해당 지표를 근거로 배터리의 SOC를 보정하기 때문 핵심적인 지표로 활용할 계획이다.

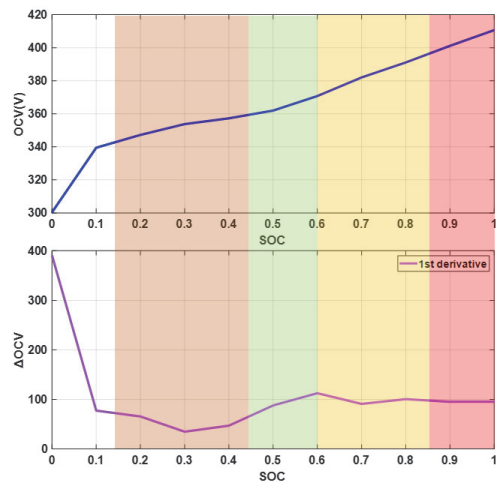


Fig. 3 EV driving pattern for verifying the battery pack SOC/SOH estimation performance

Table 1 Battery partial capacity in driving pattern

Driving pattern	
RPT list	Parameter
RPT capacity [Ah]	174.12
Maximum temperature [°C]	41.00
End of temperature in CV region [°C]	33.00
CV time [s]	1507.00
CV capacity [Ah]	10.82
Charging OCV	411.13
Pattern 1 SOC(OCV)	86.40
Pattern 1 BMS SOC	89.00
Pattern 1 partial capacity	173.60
Pattern 2 OCV	371.81
Pattern 2 SOC(OCV)	60.91
Pattern 2 partial capacity	176.66
Pattern 3 SOC(OCV)	44.20
Pattern 3 partial capacity	157.24
Pattern 4 SOC(OCV)	16.49
Pattern 4 partial capacity	177.80

Table 1은 Fig. 2의 주행 패턴에 따른 구간별 부분 용량을 평가한 결과이며, 주차 상황을 모사한 구간에서의 OCV를 불러와 SOC를 역산하고 식 (1)에 의해 배터리의 용량을 산출한 결과이다.

$$C_{actual} = \frac{\int_{t1}^{t2} i(t)/3600dt}{\Delta SOC} = \frac{q}{\Delta SOC} \quad (1)$$

상기 수식을 통해 산출된 용량의 경우 패턴 1에서 2로 넘어 갔을 때, Fig. 3에서 기울기가 일정한 SOC 100~60% 사이에서의 추정 결과가 가장 정확한 것을 확인할 수 있으며, 이는 SOC-OCV 변화율이 일정한 구간에서 SOH가 가장 잘 추정됨을 검증하였다. 따라서, 본 결과를 바탕으로 제안할 알고리즘의 SOH 업데이트 기준점은 SOC 영역과 OCV의 변화율로 선정하였다.

3. 배터리 상태 추정 방법

본 논문에서는 배터리의 상태 진단 및 기준을 선정하기 위해서 Fig. 4와 같은 전기적 등가회로 모델(Electrical Equivalent Circuit Model; EECM)을 기반으로 진행하였다. EECM을 활용한 주요 원인은 복잡한 화학적 성질을 가지는 배터리를 전기적 소자를 활용하여 수식적으로 간단하게 설명이 가능한 장점이 있다.²⁰⁾ 다만, 복잡한 시스템을 단순화하는 과정에서 오차가 발생하는 것이 해

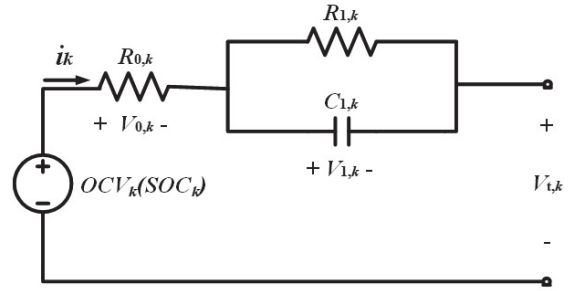


Fig. 4 Battery equivalent circuit model

결해야할 다음 과제이기 때문에, 본 논문에서는 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter; EKF)와 재귀 최소 자승법(Recursive Least Square; RLS)를 활용하여 문제점을 보완하였다. 이러한 기법에 대한 사용 이유를 설명하기 위해 3.1절에서는 배터리 등가회로 모델, 3.2절에서는 DEKF, 3.3절에서는 RLS를 순차적으로 설명하고, 3.4절에서 배터리 잔존가치 진단 로직을 제안한다.

3.1 전기적 등가회로 모델

배터리 등가회로 모델은 Fig. 4와 같이 배터리의 OCV ($OCV(SOC_k)$)를 출력으로 하며 SOC가 입력인 중속 전압원, 배터리 단자 전압에서 순간적인 전압강하를 표현할 수 있는 저항 ($R_{0,k}$) 및 배터리 전압의 과도 응답(Transient response)을 표현할 수 있는 $R_{1,k}$ 과 $C_{1,k}$ 의 병렬 구성으로 나타낼 수 있다. 해당 모델의 수식은 내부 상태인 SOC와 용량값을 보정하기 위해서 상태 공간 방정식(State space equation)을 하기와 같이 정의하였다.²¹⁾

$$x_k = [SOC_k \ V_{1,k}]^T \sim N(\hat{x}_k, P_k) \quad (2)$$

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{1,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t / C_n \\ R_1 (1 - e^{-\Delta t / \tau_b}) \end{bmatrix} i_k + w^x, \quad w^x \sim N(0, Q^x) \quad (3)$$

$$z(x_k, u_k) = OCV_k(SOC_k) + i_k R_0 + V_1 + v^x, \quad v^x \sim N(0, R^x) \quad (4)$$

해당 모델의 입력은 배터리에서 측정된 전류(i_k)이며, 출력은 배터리 예측 단자 전압(\hat{V}_1)이다.

본 논문에서는 배터리의 잔존 가치를 평가함에 있어 최소한의 사전 이력 데이터와 온보드 상황에서 진단하기 위해 모델링의 파라미터 정의 방식을 통해 구현하였다. 배터리 팩의 잔존가치를 평가하기 위한 일정한 기준을 정립하기 위해 시간 변화에 따라 변하지 않는 파라미터인 OCV의 경우 2절에서 소개한 SOC-OCV 실험 과정을 통해 Look-up table을 사용하여 정의하였다. 본 논문

에서는 OCV의 상태는 변하지 않으며, 이의 입력이 되는 SOC의 변화율이 변하는 가정을 통해 배터리 열화에 대한 모델 출력 (= 예측 단자 전압)이 변하도록 모델링하였다.²²⁾ 이러한 전략이 모델링에 정확하게 반영되기 위해서는 OCV의 영향성이 배터리 단자 전압에 직접적으로 반영해야하기 때문에 나머지 저항들은 실험 데이터가 아닌 3.3절에서 소개할 예정인 RLS 알고리즘을 통해 샘플링 시간 단위로 업데이트하는 전략을 구상하였다.

3.2 Recursive Least Square (RLS) 알고리즘

배터리의 대표 상태 지표인 SOC를 보정하는 경우 전류 적산법을 통한 수학적 정의가 명확하여 3.1절에서 소개한 상태 공간 방정식을 통해 등가회로 모델링하는 것이 적합하다. 하지만, 내부 파라미터인 저항과 커패시턴스의 경우 해당 자체 모델을 수식적으로 유도하는 것이 어렵기 때문에 식 (5)와 같이 배터리의 입/출력 변수간의 전달함수를 통해 ARX(Auto-regressive with exogenous inputs) 모델 정의하는 방식으로 진행하였다.²³⁾ 3.1절과 3.2절에서 소개한 모델 및 알고리즘의 구동방식이 이산 시간 형태로 진행하기 때문에 식 (6)와 같이 Z-domain에서 식을 정의하고, 식 (7)과 같이 ARX 모델 형태로 정의한다. 해당 모델은 다중 입력, 다중 파라미터 및 단일 출력으로 구성되기 때문에 식 (7)과 같이 행렬 형태로 모델을 구성한다.

$$G(s) = \frac{U_{RC}(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{1 + s \cdot R_1 \cdot C_1} \quad (5)$$

$$G(z) = \frac{b_0 + b_1 \cdot z^{-1}}{1 + a_1 \cdot z^{-1}} \quad (6)$$

$$y_k = I_k \cdot b_0 + I_{k-1} \cdot b_1 + a_1(OCV_{k-1} - y_{k-1}) + OCV_k = \theta_k^T \cdot \Phi_k \quad (7)$$

여기서, θ_k 와 Φ_k 은 각각 파라미터 벡터, 입력 벡터를 뜻한다. 해당 모델링은 배터리의 Overpotential인 OCV와 추정 전압 간의 차이 ($OCV_{k-1} - y_{k-1}$)를 나타내며, 해당 예시는 Fig. 5에 나타내었다.²⁴⁾ 해당 부분은 배터리 모델내에서 저항 성분만 보정하도록 진행하며, OCV 입력은 확장 칼만 필터에 보정된 SOC를 불러온다. 식 (7)을 식 (8)과 같이 행렬 형태로 구성하고, 배터리 내부 저항 및 커패시턴스는 식 (9)와 같이 변환 과정을 도출하여 식 (3)과 (4)에 적용시킨다.

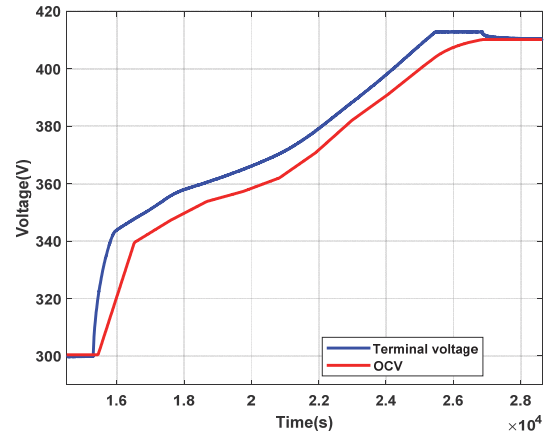


Fig. 5 OCV curve and terminal voltage from RPT test

$$\Phi_k = [I_k; I_{k-1}; (OCV_{k-1} - y_{k-1}); 1;] \quad (8)$$

$$\theta_k = [b_{0,k}; b_{1,k}; a_{1,k}; OCV_k;]$$

$$R_0 = b_0, R_1 = \frac{b_1 - a_1 \cdot b_0}{1 + a_1}, C_1 = \frac{\Delta t}{b_1 - a_1 \cdot b_0} \quad (9)$$

3.3 확장 칼만 필터

Extended Kalman filter(EKF)는 시스템 모델을 기반으로, 시스템의 상태 정보를 실시간으로 보정하는 관측기 (Observer) 형태의 알고리즘이며, 이러한 보정 효과로 인해서 전기차 주행 데이터와 같이 일정한 시간으로 측정되지 않거나 측정 센서에 오차가 있는 경우에 일반적인 Open loop 형태의 수학적 전처리 방법보다 우수한 정확성을 가지는 장점을 가지고 있다.²⁵⁾

특히, 본 논문에서의 목표는 실험실 환경에서 정확하게 측정된 데이터가 아닌 실주행 환경에서 중간에 로깅이 끊어지고 측정 센서에 외란값이 포함된 데이터를 통해 잔존가치를 평가하는 것이 목표이기 때문에 확장 칼만 필터를 통한 배터리 상태 추정 및 보정을 실시하였다.

EKF의 동작 과정은 전압/전류 측정, 초기값 및 배터리 파라미터 선언, 상태 변수 및 오차 공분산 예측, 칼만 이득 계산, 상태 변수 보정, 오차공분산 갱신 순으로 사전에 설정된 시간 간격마다 알고리즘이 배터리의 SOC를 보정하게 된다. 자세한 과정은 다음과 같다.²⁶⁾

1. 상태 변수 및 오차 공분산 예측

$$\hat{x}_{k+1}^+ = f(\hat{x}_k^+, u_k), P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + Q_k \quad (10)$$

2. 칼만 이득 계산

$$K_k = P_k(-)H_k^T[H_k P_k(-)H_k^T + R_k]^{-1} \quad (11)$$

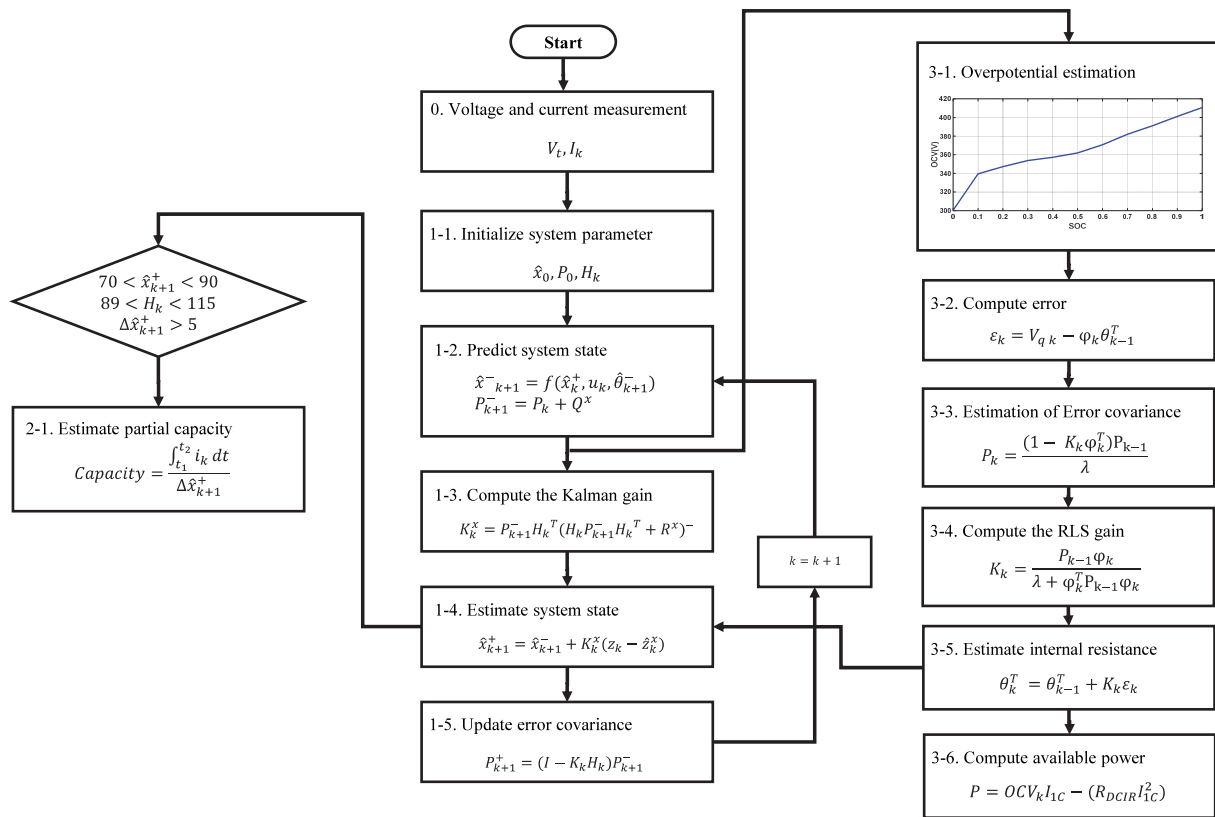


Fig. 6 The flow chart of the integrated approach using partial capacity and EKF based on EECM

3. 상태 변수 보정

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + k_k(z_k - \hat{z}_k^-) \tag{12}$$

4. 오차 공분산 갱신

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- \tag{13}$$

$$A_k = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x_k = \hat{x}_k^+} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t / \tau_k) \end{bmatrix} \tag{14}$$

$$H_k = \frac{\partial z}{\partial x} \Big|_{x_k = \hat{x}_k^-} = \begin{bmatrix} \partial OCV \\ \partial SOC \end{bmatrix} \tag{15}$$

3.4 부분 방전 및 확장 칼만 필터기반 잔존가치 추정 알고리즘

본 논문에서 잔존가치 추정을 위해 3.1절부터 3.4절까지 소개한 방법을 조합하여, Fig. 6과 같이 부분 방전 및 확장 칼만 필터기반 잔존가치 추정 알고리즘을 제안한다. 특히, SOH가 업데이트되는 기준은 RPT 시험을 통해 산출된 SOC-OCV 기울기와 SOC 범위 및 칼만 필터에서 사용되는 H_k 변수를 활용하여 알고리즘을 진행한다.²⁷⁾ 확장 칼만 필터를 기반으로 SOC를 추정하고 해당 값을 통해

산출된 Overpotential을 활용하여 내부 저항 및 최대 출력 산출, 부분 용량을 통한 SOH 산출을 동시에 진행한다.

해당 로직의 검증은 RPT 시험을 산출된 주행 패턴 모사 시험을 통해 1차적으로 알고리즘의 동작 성능을 확인하고, 최종적으로 Fig. 4에서 도시된 실주행 데이터를 활용하여 잔존가치를 검증하는 과정을 실시한다.

4. 잔존 가치 추정 알고리즘 검증

4.1 RPT기반 잔존가치 추정 성능 검증

Fig. 7은 Ref [21]에서 제안한 실시간 OCV 변화율을 EKF상에 적용 시 출력된 결과물을 도시한 그래프로서, 실주행 차량에도 적용하기 위해서 RPT 실험 데이터를 통해 측정된 데이터와 주행 모사 패턴 데이터를 적용시켜 타당성을 사전 검증하였다. 해당 결과에서 CC 충전 전 대비 주행 패턴의 OCV 변화율이 더 급격하게 변하는 것을 확인할 수 있었으나, 절대치는 동일하게 출력되기 때문에 SOH 업데이트시 OCV/SOC의 변화율을 사용하는 것이 타당함을 확인하였다.

Fig. 8은 제안된 부분 방전 용량 및 확장 칼만 필터기반 잔존가치 추정 알고리즘을 전기자동차 주행 데이터

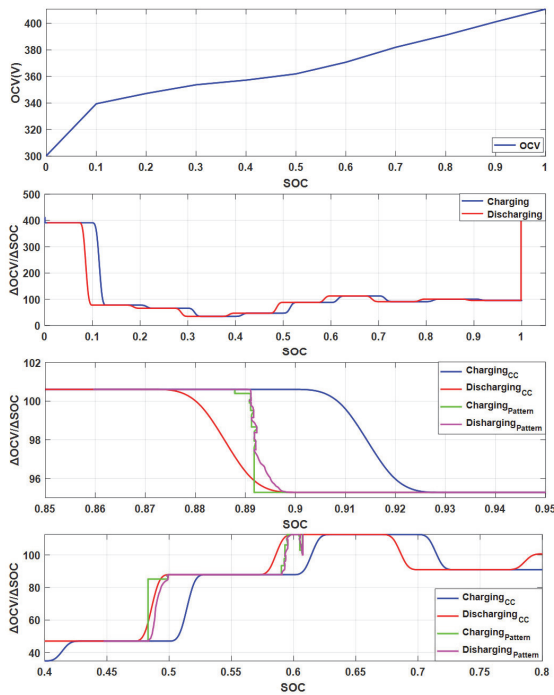


Fig. 7 SOC-OCV relationship for estimating the battery pack SOC/SOH estimation performance

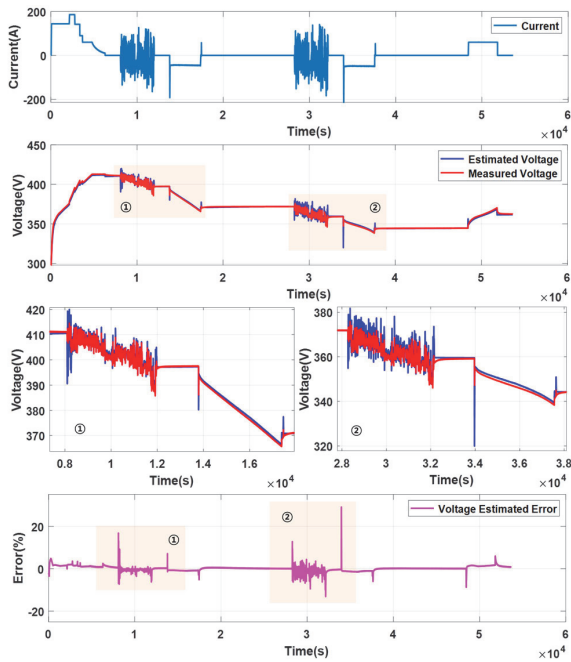


Fig. 8 Verification of the ECCM accuracy using driving pattern in PRT

를 적용하여 배터리 모델링의 정확도를 확인하였다. 배터리 모델 파라미터의 시정수 및 전압 오차로 SOC 보정

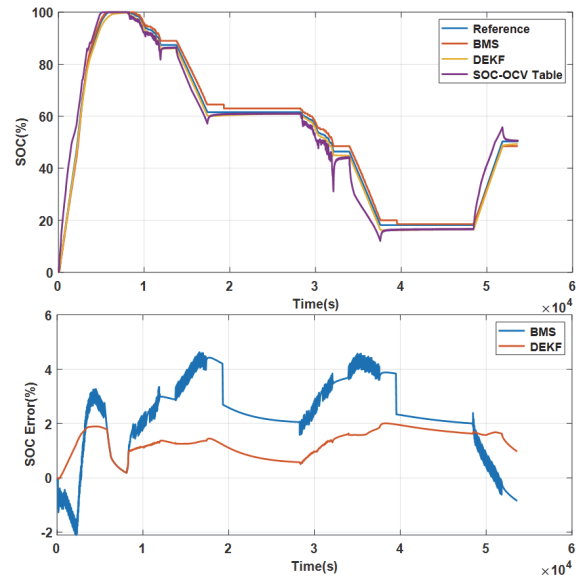


Fig. 9 Battery equivalent circuit model

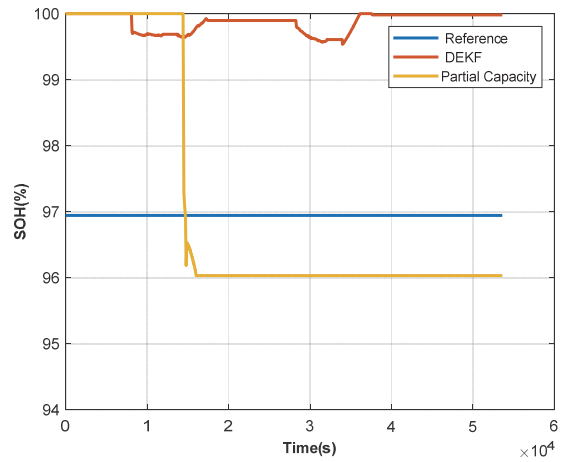


Fig. 10 Battery equivalent circuit model

을 실시하기 때문에 모델 정확도를 확인하였으며, 순간적인 전압 강하 부분을 제외하면 오차율은 10 % 이내로 확인하였으며, 이외 오차는 칼만 필터를 통해 SOC 보정을 하지 않도록 알고리즘을 세팅하여 Fig. 10의 SOC 추정 성능을 도모하였다. Fig. 9는 전류 적산법과, BMS SOC, EKF, 전압 기반으로 추정된 SOC를 비교한 그래프이며, 해당 데이터는 LAB기반의 검교정된 충방전기에서 측정된 데이터이기 때문에 전류적산법을 기반으로 오차를 산정하였다. SOC 결과에서 BMS SOC는 오차율 약 5 % 내외로 추정되었으며 휴지 구간에서 SOC를 보정하는 것으로 나타났으며, EKF는 오차율 약 2 % 내외로 추정됨을 확인하였다.

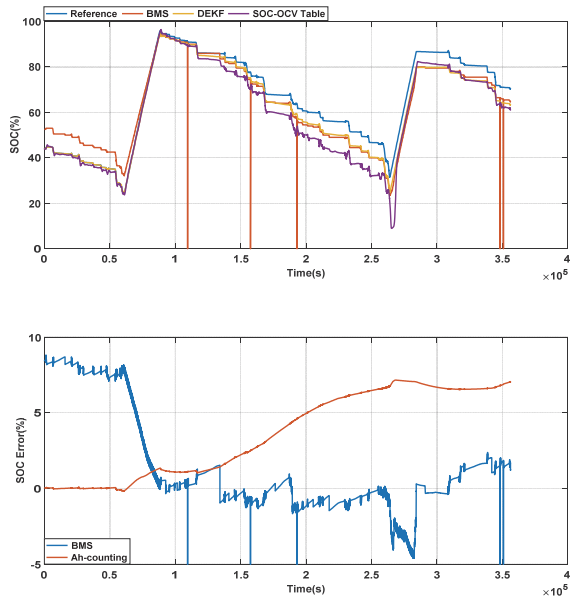


Fig. 11 Battery equivalent circuit model

Fig. 10은 Fig. 7의 OCV/SOC 변화율과 추정된 SOC값을 활용하여 제안된 알고리즘을 활용하여 추정된 결과를 나타내었다. 초기 SOH는 공칭 용량인 180 Ah로 설정하였으며, 패턴이 진행됨에 따라 업데이트 되는 것을 확인할 수 있다. 해당 결과에서 오차는 1% 내외로 도출되어 알고리즘의 성능을 검증하였다. 하지만, 이는 검교정된 충방전기에서 일정한 시간 간격으로 측정된 결과이기 때문에 알고리즘 검증을 완전히 하었다고 하지 못하며, 다음 4.2절에서 실 측정된 전기차 데이터를 활용하여 동일 검증을 진행한다.

4.2 전기차 실주행 데이터기반 추정 성능 검증

앞서 RPT와 주행 모사 데이터를 활용하여 설계하였던 알고리즘을 실차 단계에서 적용 가능 유무를 판단하기 위해 Fig. 11과 같이 2달간 측정된 차량 데이터를 활용하여 잔존가치 평가를 진행하였다. 해당 데이터는 일정한 간격에서 측정된 데이터가 아닌 진단기를 달아 데이터 계측이 간헐적으로 측정된 데이터이다.

SOC의 추정 성능을 확인하기 위하여 도시된 그래프이며, 비교군은 BMS에서 불러온 SOC와 전류적산법으로 진행하였다. 전류적산법과 비교를 진행하였을 때, 초기 방전시의 오차는 칼만 필터와 동일하게 OCV정보를 통해 추정하여 오차는 거의 존재하지 않지만 전류 계측 노이즈와 외란 값으로 인해 전류 적산법 자체의 오차는 주행이 지속됨에 따라 오차가 증가하는 것을 전압 결과와 비교하여 확인할 수 있다. 해당 결과에서 본 논문이

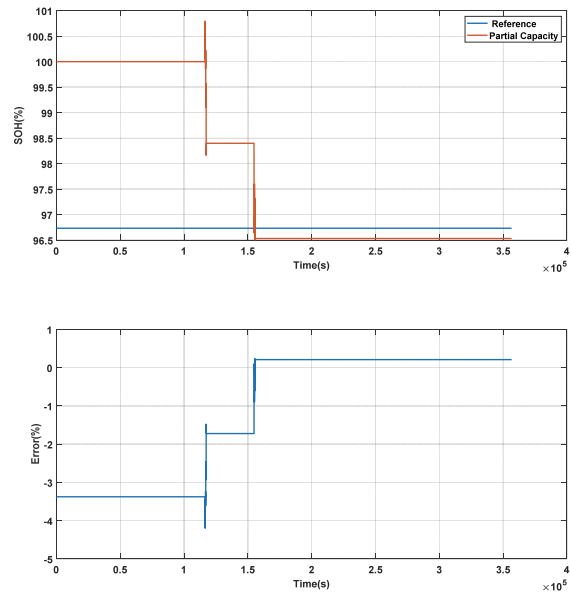


Fig. 12 Battery equivalent circuit model

확장 칼만 필터를 통해 SOC를 산출한 당위성을 도출할 수 있었다. BMS 결과와 비교하였을 때, OCV의 차이로 인해 초기 오차는 10% 이내를 보이지만 충전이 들어가면서 지속적으로 주행이 지속되었을 때는 5% 내외의 오차를 보이는 것으로 확인하였다. 해당 결과를 유추해볼 때, 칼만 필터를 적용함으로써, 일정한 정확도의 SOC 산출이 가능함을 확인하였으며, 이는 부분 전류 적산법을 활용한 방법을 적용하였을 때 신뢰성있는 결과 도출이 가능함을 나타내었다.

검증된 SOC 결과를 바탕으로 Fig. 12와 같이 SOH를 추정하였을 때, 업데이트는 두 번 가량 실행되었으며, 오차율은 2%, 1% 내외로 추정됨을 확인하였다. 2번째 충전 후 본 알고리즘에서 설정한 구간에 돌입하였지만, 알고리즘 상에서 오차가 없다고 판단하여 더 이상 SOH 업데이트가 이루어지지 않는 것을 확인하였다. 이로써 제안된 알고리즘 추정 성능이 실차 레벨의 데이터를 통해서도 타당성을 검증하였다.

5. 결론

본 논문에서는 ACC2와 같이 배터리 라벨 및 SOH 추정 성능 정확도를 만족하고, KC10031에서 명시한 SW 기법에 대한 신규 규제의 항목에 대응하기 위해 전기차 데이터 기반 잔존가치 추정 및 검증 알고리즘을 제안하였다. 해당 결과를 달성하기 위해 초기 RPT 시험과 실주행한 차량의 데이터를 계측하고 실제로 탈거하여 검증을 진행하였다. 특히, 검교정된 계측 장비에서 추정을 목표로

로 하는 것이 아닌 실주행 데이터를 활용하여 알고리즘의 추정 성능을 도출하기 위해서 배터리 특성 데이터를 기반으로 알고리즘 업데이트 기준을 제안하였으며, 이는 일반적인 RPT 시험 환경과 실 주행 데이터를 동시에 만족함을 검증하였다. 추후 연구에서는 제안된 알고리즘의 범용성을 검증하기 위해 더 많은 데이터 셋과 전처리 방법을 적용하여, 다양한 차종에 적용하는 방법론을 연구할 계획이다.

후 기

이 논문은 2023년 정부 (산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (P0021883, 2022년 전기차용 폐배터리 재사용 산업화 기술개발 사업).

References

- 1) E. M. Bibra, E. Connelly, S. Dhir, M. Drtil, P. Henriot, I. Hwang, J. -B. Le Marois, S. McBain, L. Paoli, and J. Teter, "Global EV Outlook 2022: Securing Supplies for an Electric Future," 2022.
- 2) Y. Hua, X. Liu, S. Zhou, Y. Huang, H. Ling and S. Yang, "Toward Sustainable Reuse of Retired Lithium-Ion Batteries from Electric Vehicles," Resources, Conservation and Recycling, Vol.168, Paper No.105249, 2021.
- 3) Y. Hong, "Data-Driven On-Road Electric Vehicle Battery Diagnostic Technology," Journal of the KSME, Vol.63, No.11, pp.28-32, 2023.
- 4) S. Lee, W. Kim and M. Han, "Analysis of Voltage Deviation Among the Battery Cells According to Driving Characteristics for the Commercial Electric Vehicle," Transactions of KSAE, Vol.31, No.1, pp.43-49, 2023.
- 5) J. Choi, J. Choi, Y. Ham and Y. Kim, "Battery, the Center of Future Electric Vehicle Regulations," Auto Journal, KSAE, Vol.44, No.11, pp.62-66, 2022.
- 6) M. Lucu, E. Martinez-Laserna, I. Gandiaga and H. Camblong, "A Critical Review on Self-Adaptive Li-Ion Battery Ageing Models," Journal of Power Sources, Vol.401, pp.85-101, 2018.
- 7) X. Hu, F. Feng, K. Liu, L. Zhang, J. Xie and B. Liu, "State Estimation for Advanced Battery Management: Key Challenges and Future Trends," Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol.114, Paper No.109334, 2019.
- 8) Z. Lyu, R. Gao and X. Li, "A Partial Charging Curve-Based Data-Fusion-Model Method for Capacity Estimation of Li-Ion Battery," Journal of Power Sources, Vol.483, Paper No.229131, 2021.
- 9) J. Sun, Y. Tang, J. Ye, T. Jiang, S. Chen and S. Qiu, "A Novel Capacity and Initial Discharge Electric Quantity Estimation Method for LiFePO₄ Battery Pack Based on OCV Curve Part," Vol.243, Paper No.122882, 2022.
- 10) H. Jin, L. Mao, K. Qu, J. Zhao and F. Li, "Online Model Identification for State of Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries with Missing Data," International Journal of Electrochemical Science, Vol.17, No.12, Paper No.221269, 2022.
- 11) Z. Wang, D. T. Gladwin, M. J. Smith and S. Haass, "Practical State Estimation Using Kalman Filter Methods for Large-Scale Battery Systems," Applied Energy, Vol.294, Paper No.117022, 2021.
- 12) Y. Wang, J. Tian, Z. Sun, L. Wang, R. Xu, M. Li and Z. Chen, "A Comprehensive Review of Battery Modeling and State Estimation Approaches for Advanced Battery Management Systems," Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol.131, Paper No.110015, 2020.
- 13) Y. Song, D. Liu, H. Liao and Y. Peng, "A Hybrid Statistical Data-Driven Method for On-Line Joint State Estimation of Lithium-Ion Batteries," Applied Energy, Vol.261, Paper No.114408, 2020.
- 14) T. Han, J. Tian, C. Y. Chung and Y. M. Wei, "Challenges and Opportunities for Battery Health Estimation: Bridging Laboratory Research and Real-World Applications," Journal of Energy Chemistry, Vol.89, pp.434-436, 2024.
- 15) O. Demirci, S. Taskin, E. Schaltz and B. A. Demirci, "Review of Battery State Estimation Methods for Electric Vehicles-Part II: SOH Estimation," Journal of Energy Storage, Vol.96, Paper No.112703, 2024.
- 16) Z. Wang, D. Shi, J. Zhao, Z. Chu, D. Guo, C. Eze, X. Qu, Y. Lian and A. F. Burke, "Battery Health Diagnostics: Bridging the Gap Between Academia and Industry," eTransportation, Vol.19, Paper No. 100309, 2024.
- 17) Y. Lu, J. Lin, D. Guo, J. Zhang, C. Wang, G. He and M. Ouyang, "Towards Real-World State of Health Estimation, Part 1: Cell-Level Method Using Lithium-Ion Battery Laboratory Data," eTransportation, Vol.21, Paper No.100338, 2024.
- 18) Y. Lu, D. Guo, G. Xiong, Y. Wei, J. Zhang, Y. Wang and M. Ouyang, "Towards Real-World State of Health Estimation: Part 2, System Level Method Using Electric Vehicle Field Data," eTransportation,

- Vol.22, Paper No.100361, 2024.
- 19) D. Zhao, H. Li, F. Zhou, Y. Zhong, G. Zhang, Z. Liu and J. Hou, "Research Progress on Data-Driven Methods for Battery States Estimation of Electric Buses," *World Electric Vehicle Journal*, Vol.14, No.6, Paper No.145, 2023.
 - 20) X. Zhang, J. Lu, S. Yuan, J. Yang and X. Zhou, "A Novel Method for Identification of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Model Parameters Considering Electrochemical Properties," *Journal of Power Sources*, Vol.345, pp.21–29, 2017.
 - 21) W. Waag, C. Fleischer and D. U. Sauer, "On-Line Estimation of Lithium-Ion Battery Impedance Parameters Using a Novel Varied-Parameters Approach," *Journal of Power Sources*, Vol.237, pp.260–269, 2013.
 - 22) B. Pattipati, B. Balasingam, G. V. Avvari, K. R. Pattipati and Y. Bar-Shalom, "Open Circuit Voltage Characterization of Lithium-Ion Batteries," *Journal of Power Sources*, Vol.269, pp.317–333, 2014.
 - 23) Q. Song, Y. Mi and W. Lai, "A Novel Variable Forgetting Factor Recursive Least Square Algorithm to Improve the Anti-Interference Ability of Battery Model Parameters Identification," *IEEE Access*, Vol.7, pp.61548–61557, 2019.
 - 24) V. Pop, H. J. Bergveld, J. O. het Veld, P. P. L. Regtien, D. Danilov and P. H. L. Notten, "Modeling Battery Behavior for Accurate State-of-Charge Indication," *Journal of The Electrochemical Society*, Vol.153, No.11, Paper No.A2013, 2006.
 - 25) G. L. Plett, "Extended Kalman Filtering for Battery Management Systems of LiPB-Based HEV Battery Packs: Part 3. State and Parameter Estimation," *Journal of Power Sources*, Vol.134, No.2, pp.277–292, 2004.
 - 26) Y. Wang, H. Fang, L. Zhou and T. Wada, "Revisiting the State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries: A Methodical Investigation of the Extended Kalman Filter Approach," *IEEE Control Systems Magazine*, Vol.37, No.4, pp.73–96, 2017.
 - 27) J. Park, K. Kim, S. Park, J. Baek and J. Kim, "Complementary Cooperative SOC/Capacity Estimator Based on the Discrete Variational Derivative Combined with the DEKF for Electric Power Applications," *Energy*, Vol.232, Paper No.121023, 2021.