

온도 구배에 따른 저항 가중치 기반 대형 파우치 셀 SOC 추정 고도화

이 승 현 · 이 성 준 · 손 영 우 · 김 종 훈*

충남대학교 전기공학과

Advanced SOC Estimation for Large Pouch Cells Using Resistance Weighting under Temperature Gradient Conditions

Seunghyun Lee · Sungjun Lee · Youngwoo Son · Jonghoon Kim*

Department of Electrical Engineering, Chungnam National University, Daejeon 34134, Korea

(Received 10 October 2025 / Revised 7 December 2025 / Accepted 8 December 2025)

Abstract : In large-format, pouch-cell EV(Electric Vehicle) battery packs with bottom-cooled liquid thermal management, persistent vertical temperature gradients can cause nonuniform internal resistance and polarization. Consequently, SOC(State of Charge) estimation based on EECM(Electrical Equivalent Circuit Model) parameters extracted under uniform temperature failed to capture behavior under nonisothermal fields. Thus, this study is proposing DW-NCA(Doubly Weighted-Normalized Conductance Averaging), a lightweight correction measure that remaps lookup-table series resistance to an effective value from real-time local temperature differentials, and integrates a real-time temperature estimator and the corrected resistance into an EKF(Extended Kalman Filter) for SOC estimation. The experiment uses an NMC(Nickel Manganese Cobalt) pouch cell with induced vertical ΔT of 5-7 °C, capacity and HPPC(Hybrid Pulse Power Characterization) tests, entropy-coefficient measurement, and an inner chamber to suppress forced convection. The method mitigates SOC degradation caused by internal thermal gradients with minimal architectural change, thus enabling practical deployment in EV BMS(Battery Management Systems).

Key words : Li-ion battery(리튬이온 배터리), Imbalance temperature(온도 불균형), Entropy coefficient(엔트로피 계수), State-of-charge(충전 상태), State-of-temperature(온도 상태)

1. 서 론

급격한 기후 변화로 인해 전 세계적으로 환경 규제와 심각해짐에 따라 탈탄소화를 위해 이동식 에너지저장장치인 전기자동차(Electric Vehicle; EV)와 같은 배터리 기반 시스템이 빠르게 성장하고 있다.^{1,2)} 현재 리튬이온 배터리(Li-ion Battery; LIB)의 높은 에너지 및 전력 밀도, 높은 효율, 높은 개방 회로 셀 전압, 넓은 온도 작동 및 긴 수명으로 인해 EV와 같이 많은 애플리케이션에 사용되고 있다.³⁾ 하지만 그에 비해 전기충전소와 같은 인프라의 보급률은 현저히 낮은 수준이다. 이로 인해 소비자들은 기존 대비 장거리 주행 능력과 고출력 성능을 갖춘 전기자동차에 대한 수요가 증가함에 따라 배터리 제조사

들은 더욱 크고, 높은 에너지 밀도를 가지는 대용량 배터리 시스템을 개발하고 있다.^{4,5)} 그러나 배터리의 에너지 밀도가 증가할수록 충전과 방전에 따른 내부 발열이 심화되며, 열 폭주로 인한 화재 위험성이 높아진다.⁶⁾ 특히, 고출력 및 장거리 주행을 요구하는 EV 배터리는 높은 부하 조건에서 급격한 열적, 전기적 스트레스를 받기 때문에, 배터리의 안정적인 운영을 위해 실시간 상태 모니터링이 필수적이다.^{7,8)} 이에 따라, 배터리의 효율적인 사용을 위해 BMS(Battery Management System)를 통한 배터리 내부 상태 추정 기술이 주목받고 있다.⁹⁾

배터리 상태의 기본이 되는 배터리 단자 전압을 추정하기 위해서는 전기적 등가회로 모델(Electrical Equivalent

*Corresponding author, E-mail: whdgn0422@cnu.ac.kr

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.

Circuit Model; EECM)을 기반으로 다양한 상태 추정 알고리즘을 결합하여 사용한다.¹⁰ 특히 배터리의 비선형적인 전압 거동 특성을 설명하기 위해 EECM을 기반으로 충전 상태(State Of Charge; SOC)에 따른 배터리의 전기적 파라미터 도출이 중요하다.¹¹

EV의 열관리 시스템은 높은 발열량으로 인해 수랭식 냉각시스템으로 구성되며 파우치형 배터리를 사용하여 패키징할 때 수직으로 세우는 경우가 대부분이다.^{12,13} 수랭식 냉각시스템의 비용적 문제와 구조적 한계로 인해 Fig. 2와 같이 배터리 하부에 위치한 냉각 유로를 통해 열전달이 발생한다. 이로 인해 높은 부하 조건에서 배터리 냉각이 발생하는 하부 부분과 그렇지 않은 상부 부분에서 상대적인 온도 차이가 발생한다.¹⁴ 특히, 고출력을 사용하는 배터리 시스템일수록 발열량은 Joule 발열에 따라 전류 크기의 제곱에 비례해 증가하고, 이에 따라 배터리 상부와 하부의 온도 구배를 가속화한다. 배터리 내부에서 온도 구배가 발생하면, 그에 따른 저항 차이가 발생해 전류 밀도가 불균형해진다. 이러한 불균형은 배터리의 상태 추정에 영향을 미치게 되므로, 배터리 내부 온도 구배를 반영하여 배터리 내부 상태 추정하는 것이 중요하다.

기존의 온도를 고려한 SOC 추정은 배터리를 단일 (Lumped) 모델로 가정하고 하나의 대표 온도만을 사용하기 때문에, 배터리 셀 내부에서 존재하는 온도 구배를 반영하지 못한다.¹⁵ 특히 수랭식 냉각이 적용된 EV에서는 냉각 유로의 배치와 열경계 조건에 따라 상부와 하부 온도 구배가 뚜렷하게 나타난다.¹⁶

이에 본 논문에서는 수랭식 EV 환경에서의 상부와 하부 온도 구배를 모사하고, 그 영향을 반영한 SOC 추정 성능 고도화 방법을 제안한다. DW-NCA(Doubly Weighted-Normalized Conductance Averaging) 기반의 파라미터를 새롭게 도출하여 온도 구배 효과를 모델에 반영하였고, 상부와 하부의 온도 추정을 위해서 Bernardi의 발열 모델을 도입하였다. 또한, SOC 추정을 위해 비선형적인 시스템의 상태 추정에 주로 사용되는 확장 칼만 필터 (Extended Kalman Filter; EKF)를 사용하였다. 본 논문의 주요 기여는 다음과 같다.

첫째, 하부 수랭식 냉각 구조를 갖는 대형 파우치 셀에서 상·하부 온도 구배가 전기적 파라미터 및 SOC 추정 성능에 미치는 영향을 실험적으로 규명하고, EV 환경을 모사한 실험 셋업과 측정 방법을 제시하였다.

둘째, 상부와 하부 온도에 따른 국부 직렬 저항을 온도 민감도 함수와 전도도 기반 가중치를 이용해 유효 저항으로 환산하는 DW-NCA 기법을 도입하고, 온도 구배 증가 시 유효 저항 감소 등 물리적으로 타당한 특성을 만족

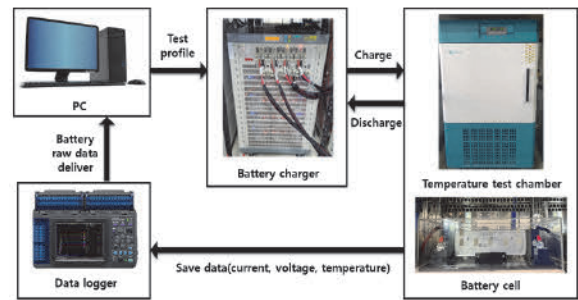


Fig. 1 Experimental set-up for electrical characterization

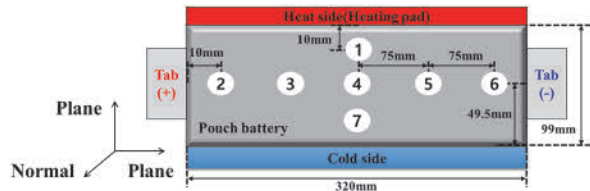


Fig. 2 Schematic diagram of battery setup for electrical characterization experiment

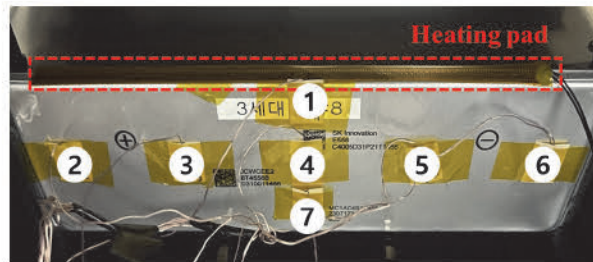


Fig. 3 Attachment of seven temperature sensors on the battery surface

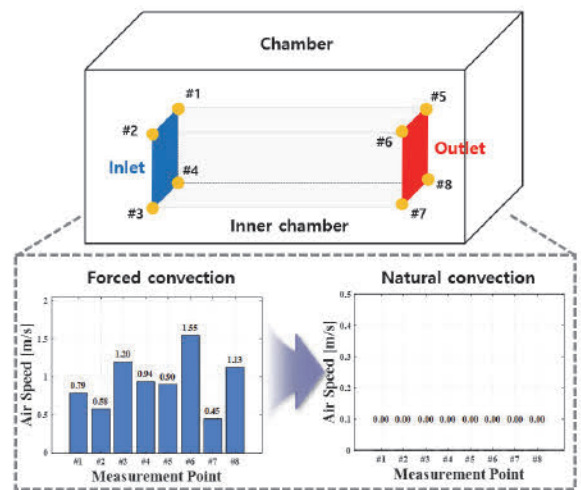


Fig. 4 Flow rate measurement results with inner chamber application

함을 이론적으로 정리하였다.

셋째, Bernardi 발열 모델과 DW-NCA 기반 유효 저항을 IRC EECM 및 EKF 프레임워크에 통합하여, 기존 LUT 기반 EKF 구조를 유지하면서도 비등온 조건에서 SOC 추정의 정확도를 향상시킬 수 있는 경량 보정 구조를 제안하였다.

넷째, $\Delta T = 5^\circ\text{C}$ 및 7°C 조건에서 동적 부하 실험을 수행한 결과, 제안 기법이 기존 EKF 대비 SOC 최대 및 평균 오차를 유의미하게 감소시키며, 온도 구배가 존재하는 실제 EV 운전 환경에서의 BMS 적용 가능성을 실험적으로 입증하였다.

2. 배터리 SOC, SOT 추정 모델

2.1 배터리 전기적 특성 실험

배터리의 전기적 특성 실험을 위해 Fig. 1과 같이 구성하였으며 55.6 Ah 용량의 NMC(Nickel Manganese Cobalt) 배터리를 사용하였다. 배터리의 상·하부 온도 비대칭을 모사하기 위해 Fig. 2와 같이 배터리 상부에 히팅 패드를 부착하여 상부는 상대적으로 고온, 하부는 저온이 유지되는 온도 구배를 구현하였다. 히팅 패드는 상부 전

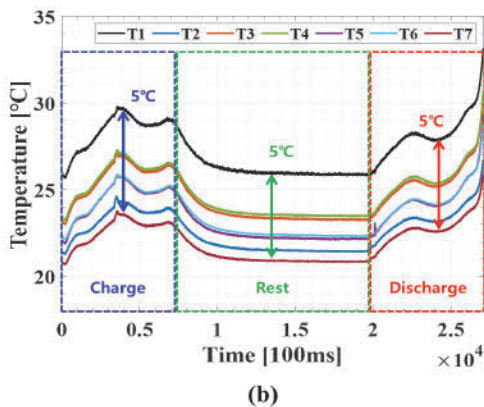
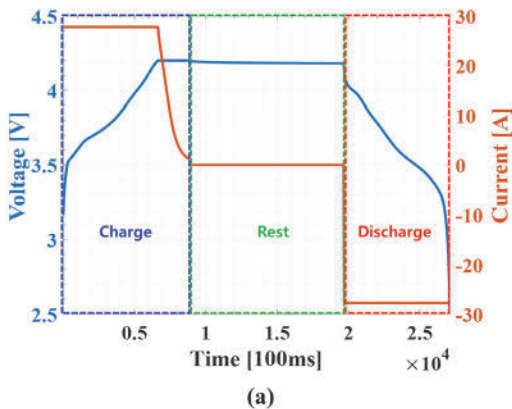


Fig. 5 Capacity test. (a) current and voltage, (b) temperature

영역에 균일하게 열이 인가되도록 배터리 폭과 동일한 치수로 설계하였으며, 20 Ω 저항으로 제작하여 일정한 열을 인가할 수 있도록 하였다. 배터리 온도 구배를 확인하기 위해 Fig. 3과 같이 OMEGA SA1-T-120 온도 센서를 내부 열전달을 고려하여 7개 지점에 부착하였다. 배터리의 전압, 전류는 NEWARE BTS4000-5V80A 배터리 테스터로 인가하고, HIOKI LR8400-20 데이터 로거를 사용하여 전류, 전압, 온도를 측정하였다. 실험은 배터리의 환경 온도를 일정하게 유지하기 위해 항온 챔버 내부에서 수행되었다. 그러나 챔버 내부에서 온도를 일정하게 유지하기 위해 발생하는 공기의 유동은 배터리와 주변 간의 열 교환에 큰 영향을 미친다. 챔버 내부 공기의 유동 특성을 분석하기 위해, Fig. 4에 나타난 바와 같이 실험을 수행하였다. 챔버 내부에는 총 8개의 측정 지점이 지정되었다. 온도가 28°C 에서 25°C 로 챔버 내부를 냉각 및 온도를 유지하는 동안, 각 지정된 지점에서 공기의 유속을 측정하였다. 공기의 유속 분포에 따르면 평균 속도는 0.9 m/s로 나타났으며, 이는 배터리와 주변 간의 열 교환 시 강제 대류로서 영향을 미칠 수 있다. 배터리의 온도 추정을 위한 모델링에서 CFD(Computational Fluid Dynamics)와 같은 복잡하고 높은 계산량을 요구하게 된다.

이러한 영향을 완화하기 위해 메인 챔버 내부에 Inner 챔버를 도입하였다. Inner 챔버 설치 후 동일한 측정을 진행하였으며, 모든 측정 지점에서 0 m/s임을 확인하였다. 이는 Inner 챔버 내부 대류 조건이 강제대류가 아닌 자연 대류 환경이 구성된 것을 확인할 수 있다.

배터리 제조 시 상이한 용량으로 인해 정격 용량을 기준으로 실험을 하면 SOC 차이가 발생하게 된다. 따라서 배터리의 정확한 SOC 계산을 위해 Fig. 5(a)와 같이 용량 실험을 진행하였다. Fig. 5(b)와 같이 히팅 패드로 배터리 상부와 하부의 온도 구배는 5°C , 배터리 평균 온도는 25°C

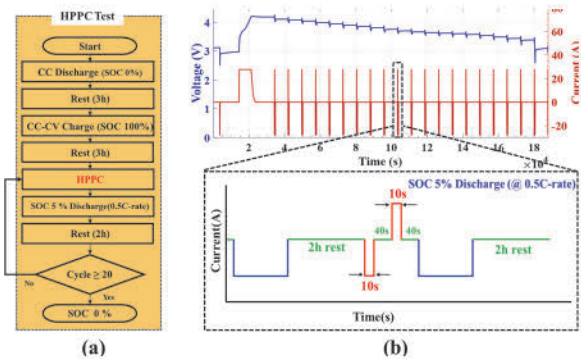


Fig. 6 HPPC experiment. (a) profile flowchart, (b) HPPC test method

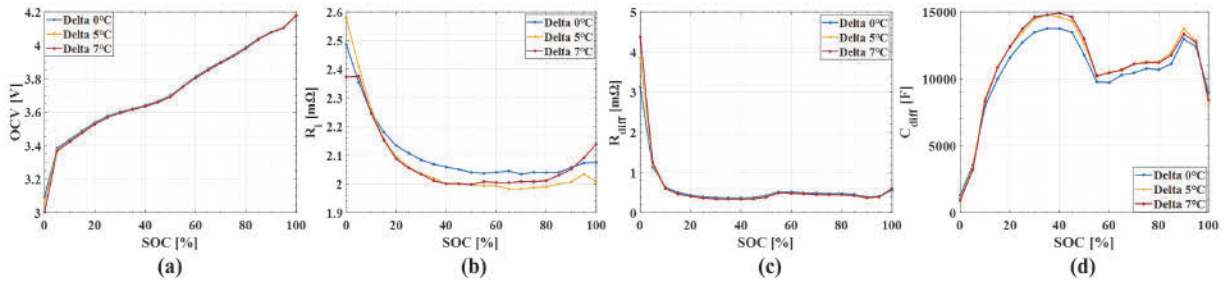


Fig. 7 Comparison of electrical parameters (a) OCV , (b) R_i , (c) R_{diff} , (d) C_{diff}

를 유지하였다. 정확한 용량 측정을 위해 CCCV(Constant Current Constant Voltage) 충전을 진행하였으며 0.5 C-rate의 일정한 전류와 CV로 0.02 C-rate cut-off 전류를 설정하여 충전을 진행하였다. 방전은 0.5 C-rate의 CC 방전을 통해 일정한 전류로 배터리의 용량을 측정하였다.

배터리의 전기적 파라미터를 도출하기 위해 Fig. 6(a)의 순서도에 따라 SOC 5% 간격마다 HPPC(Hybrid Pulse Power Characterization) 실험을 진행하였다. 순간적인 전류 인가에 따른 전압 응답을 통해 파라미터를 도출하며, EV와 같이 빈번하게 충·방전이 반복되는 경우 빈번하게 사용하는 실험 방법이다. Fig. 6(b)에 나타난 것처럼 10초 방전과 10초 충전을 통해 Pulse 전류를 인가하였다. 이때 전류를 인가 후 배터리의 안정화 목적으로 40초 휴지시간을 설정하였다.

2.2 DW-NCA 기반 유효 저항 도출

상부와 하부의 온도 구배에 따른 Thevenin IRC EECM 기반 전기적 파라미터 도출 결과는 Fig. 7에 나타내었다. 온도 불균형 발생 시 직렬 저항(R_i) 변화가 뚜렷하며 OCV , R_{diff} 는 상대적으로 그 변화가 미미하다. 온도 구배가 7°C 발생 시 평균 R_i 은 0.039 mΩ 차이를 보였다. 따라서, 본 논문은 직렬 저항(R_i)을 배터리 상부와 하부의 온도 구배를 반영하는 것을 목표로 한다. 수랭식 냉각 구조의 대형 파워치 셀은 상·하부 온도 구배가 발생하므로, 균일 온도 조건에서 얻은 기준 저항 R_i 만으로는 실제 운전 상태의 전압 응답을 정밀하게 설명하기 어렵다.

본 논문은 이러한 비균일 열환경을 스칼라 보정으로 반영하기 위해 DW-NCA를 적용하여 SOC 추정 고도화를 위한 R_i 값을 유효 저항(R_{eff})으로 새롭게 도출한다. 먼저 식 (1)~(2)와 같이 온도 민감도 함수 $g(T)$ 를 사용하여 R_i 를 상·하부 몫(R_{top} , R_{bot})으로 분해한다. 이때 $R_{top} + R_{bot} = R_i$ 가 항상 성립하며, $g(T) = 1/T$ 로 정의하여 차가운 하부 쪽에 상대적으로 큰 저항이 배분되어 물

$$R_{top} = \frac{g(T_{top})}{g(T_{top}) + g(T_{bot})} R_i \quad (1)$$

$$R_{bot} = \frac{g(T_{bot})}{g(T_{top}) + g(T_{bot})} R_i \quad (2)$$

$$W_{top} = \frac{1/R_{top}}{1/R_{top} + 1/R_{bot}} \quad (3)$$

$$W_{bot} = \frac{1/R_{bot}}{1/R_{top} + 1/R_{bot}} \quad (4)$$

$$R_{eff} = C(R_{top}W_{top} + R_{bot}W_{bot}) \quad (5)$$

리적 직관과 일치시킬 수 있다. 다음으로 식 (3)~(4)처럼 전도도($1/R$)에 비례한 가중치(W_{top} , W_{bot})를 두고, 최종 유효 저항은 식 (5)를 통해 도출한다. 이때, 정규화 상수 (C)는 균일한 온도에서 $R_{eff} = R_i$ 가 되도록 $C = 2$ 로 설정한다.

DW-NCA는 3가지 특징을 보유하고 있다. 먼저, 상·하부 온도가 같을 때 유효 저항이 원래 기준값(R_i)과 정확히 일치하는 균일-한계 보존성($R_{eff} = R_i$)을 갖는다. 또한 상·하부를 바꿔 써도 결과가 달라지지 않는 대칭성을 만족한다. 마지막으로, 유효 저항은 항상 $0 < R_{eff} \leq R_i$ 을 만족하고, 상·하부 온도 불균일이 커질수록 점진적으로 감소되는 특성을 보인다.

2.3 확장 칼만 필터(EKF)

EKF는 비선형 시스템의 상태를 실시간으로 추정하는 적응 제어 기법 중 하나로, 주로 배터리와 같은 비선형적 특성을 지닌 시스템의 상태 추정에 유용하게 활용된다. EKF는 비선형 시스템을 작은 구간으로 나누어 각 구간을 선형화하여 모델링하고 이산 시간 시스템으로 구현

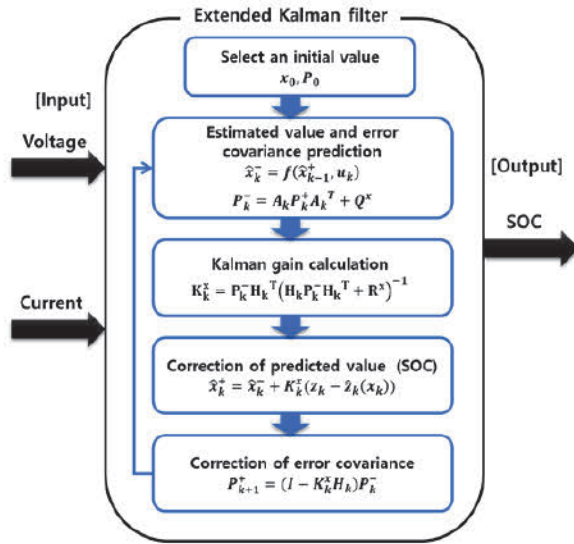


Fig. 8 Extended Kalman filter flowchart

된다. EKF 기반 상태 추정에는 Fig. 8에 나타난 바와 같이 예측 단계와 보정 단계로 이루어지며, 두 과정이 순환적으로 수행된다. 먼저 예측 단계에서는 이전 시점의 상태와 수학적 모델을 바탕으로 시스템의 내부 상태를 추정한다. 이후 보정 단계에서는 실제 측정된 값과 예측 결과의 차이를 활용하여 상태 추정값과 오차 공분산을 갱신한다. 이때 센서 잡음과 모델 불확실성은 평균이 0인 백색 잡음으로 가정되며, 필터는 직전 상태 정보만으로도 실시간 추정이 가능하다는 장점이 있다. 더불어, EKF는 잡음 억제 능력이 뛰어나므로 외란이 포함된 환경에서도 안정적인 추정 성능을 확보할 수 있다.

2.4 확장 칼만 필터 기반 SOC 추정 모델

본 연구에서는 SOC 전체 범위에서 균일하게 배터리 파라미터를 추출하고 계산 효율을 높이기 위해 전기적 등가회로 모델을 활용하여 식 (6) ~ (14)와 같이 EKF 기반의 배터리 충전 상태 추정 모델을 구축하였다. 이 모델에서 상태 방정식은 전류 적산법을 통해 SOC를 추정하고 RC 병렬 회로를 통해 전압을 모델링하며, 측정 방정식은 단자 전압을 나타낸다. 배터리 상태를 나타내는 지표인 SOC_k 와 $V_{1,k}$ 를 상태 변수로 설정하며, 이는 식 (6)으로 정의된다. 배터리의 상태 방정식은 식 (7)과 같이 주어지며, 첫 번째 항은 전류 적산법을 통해 SOC를 추정하고, 두 번째 항은 RC 병렬망을 통해 단자 전압의 동특성을 반영한다. 측정 방정식은 단자 전압과 관련되며, 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다. EKF 기반 상태 추정에서는 오차 공분산

이 정규 분포를 따른다고 가정하므로, 모델링 불확실

$$x_k = [SOC_k \ V_{1,k}]^T \sim N(\hat{x}_k, P_k) \quad (6)$$

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ V_{1,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\Delta t \\ Q \end{bmatrix} \cdot i_k + w^x, \quad (7)$$

$$w^x \sim N(0, Q^x)$$

$$z(x_k, u_k) = OCV_k(SOC_k) - i_k R_0 - R_1 i_{R_{p,k}} + v^z \sim N(0, R^z) \quad (8)$$

$$A_k = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x_k = \hat{x}_k^+} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t / \tau_k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$H_k = \frac{\partial z}{\partial x} \Big|_{x_k = \hat{x}_k^+} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial SOC} & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\hat{x}_{k+1}^+ = f(\hat{x}_k^+, u_k), \quad P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + Q_k \quad (11)$$

$$K_k = P_k (-) H_k^T [H_k P_k (-) H_k^T + R_k]^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k^-) \quad (13)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (14)$$

성이나 측정 잡음이 존재하더라도 안정적인 상태 추정이 가능하다. 여기서 Q_k 와 R_z 는 각각 측정 방정식과 상태 방정식의 잡음을 나타낸다. 확장 칼만 필터는 비선형 함수를 적용하기 위해 측정 방정식과 상태 방정식을 편미분하여 자코비안 행렬 형태로 변환하여 사용한다. 식 (9) ~ (10)과 같이 상태 및 측정 방정식의 편미분을 통해 자코비안 행렬을 구성한다. 시스템 행렬은 SOC에 따른 시정수(τ_k)와 OCV 값을 반영해 구축되며, 파라미터는 LUT(Look Up Table)나 함수식으로 입력하여 알고리즘에 적용한다.

여기서 P_k 는 상태 변수 \hat{x}_k 의 오차 공분산을 나타낸다. 오차 공분산은 추정된 시스템의 상태와 실제 시스템의 상태 값 오차의 공분산을 나타내는 지표이며, 예측값의 오차가 클수록 큰 값을 가지게 된다. 예측값을 보정하기 위한 칼만 게인(K_k) 계산 과정은 상태 값과 오차 공분산을 식 (11)과 같이 예측하고, 오차 공분산은 상태 방정식을 편미분한 A_k 와 Q_k 를 통해 내부 상태 추정값의 오차

공분산(P_k^-)을 예측한다. 칼만 개인은 시스템의 오차 공분산의 데이터를 활용하여 개인값을 식 (12)의 형태로 최종적으로 계산하게 된다. 식 (13)에서 입력된 측정값과 칼만 개인으로 추정값을 보정한다. 현재 상태 변수가 보정됨에 따라 오차 공분산 또한 식 (14)로 계산되어 확장 칼만 필터 알고리즘을 완료하게 된다.

추가적인 비교 대상으로는 동일한 IRC EECM과 상태 변수 구조를 유지하면서, 직렬 저항만 실시간으로 식별하는 EKF+RLS 모델을 구성하였다. 여기서 RLS(Recursive Least Squares)는 입력 전류와 단자 전압 사이의 회귀식을 기반으로 예측 오차의 제곱합을 최소화하도록 파라미터를 순차적으로 갱신하는 고전적인 실시간 파라미터 식별 알고리즘으로, 배터리 등가회로 모델의 실시간 저항 추정에 널리 사용되어 왔다. 본 연구에서는 RLS를 통해 추정된 직렬 저항 R_i 만을 LUT 대신 EKF에 실시간으로 제공하고, 나머지 파라미터는 HPPC 실험으로 도출한 LUT 값을 그대로 사용하는 방식으로 EKF+RLS 모델을 구현하였다.

2.5 배터리 SOT 추정 모델 설계

본 논문에서는 배터리 열 거동 분석을 위해 에너지 평형 방정식을 기반으로 Bernardi가 제안한 가역 및 비가역 발열 모델을 사용하였다.¹⁷⁾ IRC EECM과 연계하여 해당 발열 모델을 이용한 SOT(State Of Temperature) 추정 모델 설계를 위해 식 (15)~(20)을 적용하였다.

여기서 $mC_p \frac{dT}{dt}$ 는 배터리의 열용량을 나타내며, m 은 배터리의 질량, C_p 는 배터리의 비열, $\frac{dT}{dt}$ 는 시간에 따른 배터리의 온도 변화를 의미하며, Q_{batt} 은 부하 인가 시 발생하는 총 열량, Q_{loss} 는 열 손실을 나타낸다. Q_{batt} 은 식 (16)과 같이 비가역 열과 가역 열로 구분된다. 식 (17)의 열 손실(Q_{loss})은 발생한 열이 전도(Q_{cond}), 대류(Q_{conv}), 복사(Q_{rad})를 통해 외부로 방출되는 양을 의미하며, 각각의 열전달 메커니즘은 식 (18)~(20)으로 표현된다. 모델 단순화를 위해 Lumped 발열 모델을 적용하였으며, 열 손실은 대부분 대류 열전달을 통해 발생하므로, 대류 열전달(Q_{conv})만 고려하였다.

비가역 열은 배터리 내부저항에 의해 발생하며, 가역 열은 온도 변화에 따른 내부 화학 반응으로부터 발생한다. 이때, 비가역 열을 계산하는 I^2R 중 R 은 기존 $R_i + R_{diff}$ 로 구성되어 있지만, DW-NCA를 사용하여 R_i 를 R_{eff} 로 적용한다. 가역 열 발생량은 배터리의 엔트로피 계수($dOCV/dT$)에 의해 정량화된다. 엔트로피 계수를 결정하기 위해, Fig. 9와 같이 SOC 5% 간격마다 온도 변화에 따른 OCV 변화를 측정하였다. 배터리의 상부와 하부 온도 구배에 따른 온도를 추정하기 위해 배터리의

$$mC_p \frac{dT}{dt} = Q_{batt} - Q_{loss} \tag{15}$$

$$Q_{batt} = I^2R - IT \frac{dOCV}{dT} \tag{16}$$

$$Q_{loss} = Q_{cond} + Q_{conv} + Q_{rad} \tag{17}$$

$$Q_{cond} = k \frac{A}{L} (T_{batt} - T) \tag{18}$$

$$Q_{conv} = h_{plane} A (T_{batt} - T_{amb}) \tag{19}$$

$$Q_{rad} = \epsilon \sigma A (T_{batt}^4 - T_{amb}^4) \tag{20}$$

$$grad = \frac{h_{cooling} (T_{batt} - T_{cooling})}{k_{plane} + h_{cooling} L} \tag{21}$$

상부를 주요 열원으로 정의하고, 식 (21)에 따라 Plane 방향(Fig. 2)의 열전도 경로를 이용해 중간 및 하부 온도를 추정하였다. 이때, $h_{cooling}$ 은 하부 냉각에 의한 대류 열전달 계수, $T_{cooling}$ 은 냉각수 온도, k_{plane} 은 Plane 방향 열전도 계수, L 은 주요 열원인 배터리 상부와의 떨어진 길이를 의미한다. 발열 모델에 사용된 주요 열 파라미터는 배터리 제조사 사양서와 실험에서 재현한 열경계 조건을 기반으로 설정하였다. 배터리의 질량 m 과 외형 치수는 사양서 및 실측값을 사용하였으며, 비열 C_p 와 평면 방향 열전도도 k_{plane} 은 제조사 사양서를 참조하였고, 하부 냉각에 의한 대류 열전달 계수 $h_{cooling}$ 과 셀 표면에 대한 자연대류 계수 h_{plane} 은 Inner 챔버 적용 후 0.5 C-rate 용량 시험에서 관측된 상부와 하부 온도 구배(5°C 및 7°C)가 모델에서 동일하게 재현되도록 보정하였다.

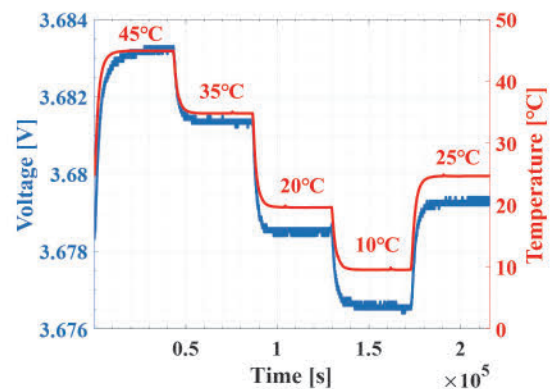


Fig. 9 OCV change according to temperature

3. 결과 및 논의

3.1 온도 편차에 따른 모델 성능 변화 검증

배터리 상부와 하부의 온도 편차에 의한 모델 성능 변화 검증을 위해 FUDS(Federal Urban Driving Schedule) 프로파일을 전체 SOC 범위에서 실험을 진행한 데이터를 이용하였다. Fig. 10은 FUDS 1사이클의 전류 프로파일을 나타낸다.

온도 구배가 각각 0, 5, 7 °C일 때, FUDS 프로파일이 적용된 조건에서 SOC 추정 성능을 비교한 결과 Fig. 11과 같이 나타냈으며, 온도 구배에 따른 SOC 추정 오차는 Table 1에 정리하였다.

온도 구배가 0 °C에서 도출된 파라미터를 온도 구배가 각각 5, 7 °C 발생 상황에서 SOC 추정을 진행했을 때, 최대 오차는 각각 2.27 % 및 2.78 %를 나타냈다. 이는 온도 구배가 증가할수록 SOC 추정 오차가 증가하는 것을 확인할 수 있다.

반면에 각 온도 구배 조건에서 도출한 파라미터를 적용했을 때 SOC 추정 최대 오차는 1.49 % 및 1.59 %를 나타냈다. 이를 통해 배터리 내부 온도 구배가 발생하면 그에 적합한 파라미터를 재도출하여 적용했을 때 SOC 추정 성능 향상을 확인하였다.

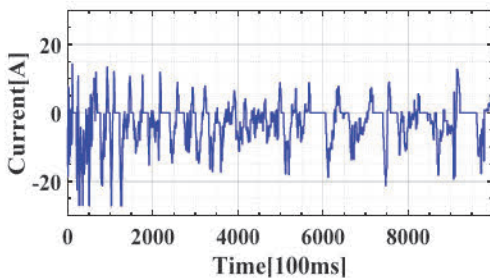


Fig. 10 FUDS current profile

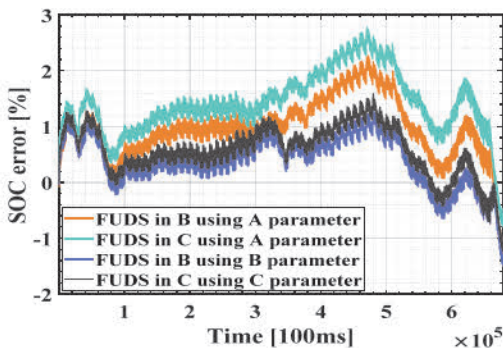


Fig. 11 SOC estimation error comparison (a) A-B, A-C, (b) A-B, B-B, (c) A-C, C-C

Table 1 Comparison of maximum and average SOC errors for each scenario (Max, MAE)

Parameter extraction conditions	Data conditions	Max [%]	MAE [%]
A ($\Delta T=0$)	B	2.27	1.01
A	C	2.78	1.43
B ($\Delta T=5$)	B	1.49	0.50
C ($\Delta T=7$)	C	1.59	0.65

3.2 배터리 온도 추정 결과

설계한 발열 모델 검증을 위해 C-rate가 높아 온도 변화가 존재하는 용량 실험 결과를 이용하였다. 0.5 C-rate를 사용하여 방전 동안의 온도 변화를 추정하였고, 그 결과는 Fig. 12에 나타냈다. 방전 동안 상부와 하부의 온도 편차는 5 °C를 유지하였고, SOT 추정 모델의 오차는 하부에서 최대 2.98 °C인 것을 확인하였다. 최대 오차가 3 °C 이내이므로, 설계된 SOT 추정 모델이 타당함을 검증하였다. 배터리의 상부와 하부의 온도 편차가 발생하였을 때, SOC 추정을 위해서 DW-NCA를 사용하여 도출된 저항을 Fig. 13과 같이 나타내었다. DW-NCA를 통해 도출

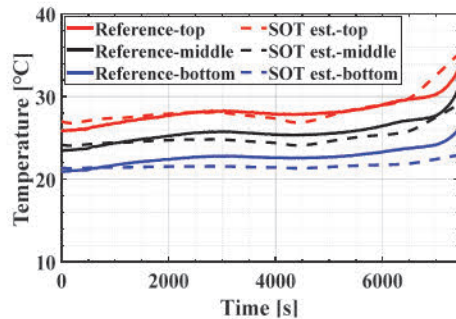


Fig. 12 SOT estimation results at a 5 °C temperature deviation (Top, middle, bottom)

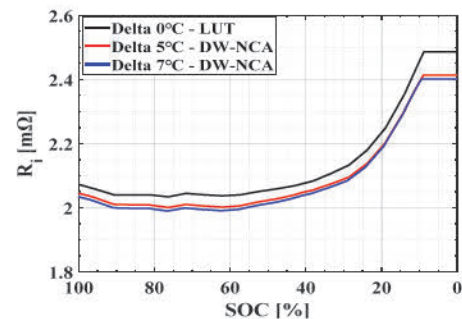


Fig. 13 Resistance comparison (LUT, DW-NCA R_i at delta 5 °C, DW-NCA R_i at delta 7 °C)

된 저항은 온도 편차가 커질수록 감소하는 경향을 보였다. 이는 비등온 상태에서 따뜻한 영역의 국부 저항이 감소해 전류 흘림 현상이 증가하여 전체 저항이 감소하는 것을 확인 할 수 있다.

3.3 DW-NCA 적용 SOC 추정 결과 분석

Fig. 14와 Table 2는 배터리 상부와 하부의 온도 편차가 존재할 때, 기준 EKF, 제안한 EKF+DW-NCA, 직렬 저항을 RLS로 온라인 식별하는 EKF+RLS의 SOC 추정 오차를 정량적으로 비교한 결과를 나타낸다.

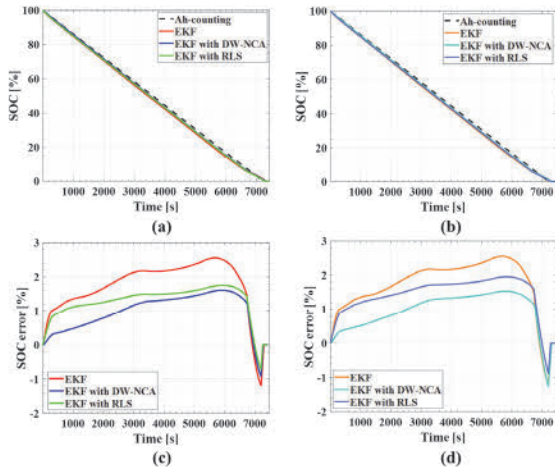


Fig. 14 SOC estimation results of EKF, EKF with DW-NCA, and EKF with RLS under temperature gradients: (a) SOC estimation results at $\Delta T = 5 \text{ }^\circ\text{C}$, (b) SOC estimation errors at $\Delta T = 5 \text{ }^\circ\text{C}$, (c) SOC estimation results at $\Delta T = 7 \text{ }^\circ\text{C}$, (d) SOC estimation errors at $\Delta T = 7 \text{ }^\circ\text{C}$

Table 2 Comparison of SOC estimation errors of EKF, EKF with DW-NCA and EKF with RLS under different temperature gradients (Max, MAE, RMSE)

Temperature gradient	Applied model	Max. [%]	MAE [%]	RMSE [%]
$\Delta 5 \text{ }^\circ\text{C}$	EKF	2.56	1.79	1.90
	EKF with DW-NCA	1.60	1.01	1.11
	EKF with RLS	1.75	1.29	1.36
$\Delta 7 \text{ }^\circ\text{C}$	EKF	2.41	1.77	1.86
	EKF with DW-NCA	1.53	1.01	1.10
	EKF with RLS	1.96	1.44	1.53

$\Delta T = 5 \text{ }^\circ\text{C}$ 에서 DW-NCA 적용 시 최대, 평균 오차가 각각 1.60 %, 1.01 %로 비적용 대비 0.96 %, 0.78 % 감소하였다. $\Delta T = 7 \text{ }^\circ\text{C}$ 에서도 최대, 평균 오차가 1.53 %, 0.96 %로 비적용 대비 0.88 %, 0.81 % 감소하는 것을 확인하였다. 이는 온도 구배로 인한 유효 내부저항을 반영함으로써 SOC 추정 성능이 향상될 수 있다. EKF+RLS 역시 정적 LUT만 사용하는 EKF에 비해 Max, MAE, RMSE가 모두 감소하여 실시간 파라미터 식별의 효과를 확인할 수 있으나, $\Delta T = 5 \text{ }^\circ\text{C}$ 와 $7 \text{ }^\circ\text{C}$ 조건에서 EKF+DW-NCA가 EKF+RLS보다 더 낮은 오차를 보이므로 단일 직렬 저항을 온라인으로 추정하는 것만으로는 온도 구배에 따른 비등온 효과를 완전히 보상하기 어렵다는 것을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문은 하부 수랭식 냉각을 사용하는 대형 파우치 셀 기반 EV 배터리에서 상시 발생하는 온도 구배가 내부 저항 및 분극의 비균일을 유발하여 SOC 추정 성능 감소를 초래한다는 문제를 다루었다. 이를 해결하기 위해, 비등온 조건에서 LUT 기반 직렬 저항을 실시간 국부 온도 편차의 함수로 재도출하는 경량 보정 기법 DW-NCA를 제안하고, SOT 모델을 통해 추정된 온도 편차를 기반으로 보정된 저항을 확장 칼만 필터 프레임워크에 통합하였다.

그 결과, 온도 구배를 명시적으로 반영한 보정은 온도 편차로 인해 왜곡되는 전압 잔차를 완화하고, 동적 부하 전 영역에서 SOC 추정의 안정성과 일관성을 향상시키는 경향을 확인하였다.

- 1) 배터리의 온도 구배가 없을 때 배터리의 유효 저항을 $R_{eff} = R_i$ 로 기존의 LUT의 저항을 그대로 사용한다. 따라서, 본 논문에서 제시한 DW-NCA 모델을 적용하더라도 기존 EKF 기반 SOC 추정을 그대로 진행할 수 있어, 배터리의 온도 구배가 없을 때도 EKF+DW-NCA 모델을 적용할 수 있다.
- 2) 온도 구배가 $5 \text{ }^\circ\text{C} (\Delta T = 5 \text{ }^\circ\text{C})$ 일 때 EKF+DW-NCA를 적용하여 배터리의 유효 저항을 재도출하여 SOC를 추정한 결과는 최대, 평균 오차가 각각 1.60 %, 1.01 %로 비적용 대비 0.96 %, 0.78 % 감소하는 것을 확인하였다.
- 3) 온도 구배가 $7 \text{ }^\circ\text{C} (\Delta T = 7 \text{ }^\circ\text{C})$ 일 때 EKF+DW-NCA를 적용하여 배터리의 유효 저항을 재도출하여 SOC를 추정한 결과는 최대, 평균 오차가 1.53 %, 0.96 %로 비적용 대비 0.88 %, 0.81 % 감소하는 것을 확인하였다. 이를 통해 온도 구배가 발생했을 때 배터리의 유효 저항(R_{eff})을 새롭게 도출하여 SOC 추정을 진행하는 경

우 추정 성능이 향상될 수 있으며, DW-NCA 방법은 BMS에 최소한의 구조 변경으로 탑재되어 정확도, 안전성, 실시간성을 동시에 증가시킬 수 있다.

요약하면, 본 연구는 하부 수랭식 냉각 구조를 사용하는 대형 파우치 셀에서 상부와 하부 온도 구배에 의해 발생하는 내부저항 비균일성이 SOC 추정 정확도 저하의 주요 원인 중 하나임을 실험적으로 규명하고, 이를 완화하기 위한 DW-NCA 기반 유효 저항 보정 프레임워크를 제안하였다. 제안 기법은 기존 LUT 기반 IRC EECM과 EKF 구조를 변경하지 않으면서도, 비등온 조건에서 SOC 최대 및 평균 오차를 각각 약 1.60%, 1.01% 수준까지 감소시키는 것으로 나타났다. 따라서 DW-NCA 기반 보정은 향후 EV 팩 수준 BMS에서 온도 구배를 고려한 고정밀 SOC 추정을 구현하기 위한 실용적인 설계 옵션으로 활용될 수 있다.

한편, 본 연구는 단일 대형 파우치 셀을 대상으로 Inner 챔버를 이용한 자연대류 환경에서 수행되었기 때문에, 실제 EV 팩/차량 수준의 열 유동 조건과 셀 간 상호작용을 모두 포착하지는 못한다는 한계를 가진다. 실제 팩에서는 냉각 채널의 배치, 유량 분포 불균일, 모듈 구조에 따른 열저항 차이, 인접 셀에서 전달되는 열 및 전류 분배 효과 등으로 인해 셀 간 온도장과 내부저항 분포가 본 연구의 단일 셀 환경보다 훨씬 복잡하게 형성될 수 있다. 또한 팩 단위 BMS에서는 개별 셀 상부와 하부 온도가 아니라 모듈 단위의 소수 온도 센서를 사용하는 경우가 많아, 제한한 DW-NCA를 적용할 때 대표 온도 선택, 센서 배치 전략 등에 대한 추가적인 설계가 요구된다.

따라서 본 논문의 결과를 실제 EV 팩 수준으로 일반화하기 위해서는, 향후 연구에서 모듈/팩 구조와 냉각 채널 형상을 반영한 다구간 열모델과 DW-NCA의 확장, 셀 간 열 및 전기적 커플링을 고려한 유효 저항 보정 로직, 제한된 센서 수를 가정한 BMS 하드웨어 환경에서의 실차 또는 팩 단위 검증이 추가적으로 수행될 필요가 있다. 그럼에도 불구하고, 본 연구에서 제안한 DW-NCA 기반 스칼라 보정 프레임워크는 이러한 확장 연구의 기반이 되는 셀 단위 설계 원리를 제공하며, 실제 EV 팩 데이터와 결합할 경우 온도 구배를 고려한 BMS 알고리즘으로 자연스럽게 확장될 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

본 논문은 산업기술평가관리원의 재원으로 인지컨트롤스(No.00404229, 직접냉각 기술적용 80 kWh 이상급 대용량 배터리 열관리 기술개발)의 재원과 2024년도 에너지기술평가원의 재원으로 지투파워(No.00426149, 수냉

식 적용 리튬전지 패키징 및 안전제어 강화기술)의 지원을 받아 수행되었음.

References

- 1) J. Menyhart, "Overview of Sustainable Mobility: The Role of Electric Vehicles in Energy Communities," *World Electric Vehicle Journal*, Vol.15, No.6, Paper No.275, 2024.
- 2) S. Baek and S. Park, "Thermal Analysis of a Battery Cooling System with Aluminum Cooling Plates for Hybrid Electric Vehicles and Electric Vehicles," *Transactions of KSAE*, Vol.22, No.3, pp.60-67, 2014.
- 3) J. Duan, X. Tang, H. Dai, Y. Yang, W. Wu, X. Wei and Y. Huang, "Building Safe Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles: A Review," *Electrochemical Energy Reviews*, Vol.3, No.1, pp.1-42, 2020.
- 4) S. Lee, W. Jung, D. Bae and M. Lee, "A Study on the Application of Hollow P-EPS to a Micro-Electric Vehicle Using a Simulator," *Transactions of KSAE*, Vol.28, No.12, pp.875-882, 2020.
- 5) L. Xu, Y. Lu, C. Z. Zhao, H. Yuan, G. L. Zhu, L. P. Hou and J. Q. Huang, "Toward the Scale-Up of Solid-State Lithium Metal Batteries: The Gaps between Lab-Level Cells and Practical Large-Format Batteries," *Advanced Energy Materials*, Vol.11, No.4, Paper No.2002360, 2021.
- 6) G. Liu, M. Ouyang, L. Lu, J. Li and X. Han, "Analysis of the Heat Generation of Lithium-Ion Battery during Charging and Discharging Considering Different Influencing Factors," *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, Vol.116, No.2, pp.1001-1010, 2014.
- 7) U. Awan, K. Ghabraie, A. Zolfagharian and B. Rolfe, "Impact of Vibrations on Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles: Sources, Degradation Mechanisms, and Testing Standards," *Journal of Physics: Energy*, Vol.7, No.2, Paper No.022003, 2025.
- 8) J. Zhao, X. Feng, M. K. Tran, M. Fowler, M. Ouyang and A. F. Burke, "Battery Safety: Fault Diagnosis from Laboratory to Real World," *Journal of Power Sources*, Vol.598, Paper No.234111, 2024.
- 9) S. Mukherjee and K. Chowdhury, "State of Charge Estimation Techniques for Battery Management System Used in Electric Vehicles: A Review,"

- Energy Systems, pp.1-44, 2023.
- 10) R. Guo and W. Shen, "A Review of Equivalent Circuit Model Based Online State of Power Estimation for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles," *Vehicles*, Vol.4, No.1, pp.1-29, 2021.
 - 11) M. Heydarzadeh, M. G. Tehrani, A. Tahir, E. Immonen, H. Haghbayan and J. Plosila, "Analysis of ECM Battery Modeling Techniques for Different Battery Types," 2024 13th International Workshop on Robot Motion and Control (RoMoCo), IEEE, 2024.
 - 12) S. Yang, S. Zhou, X. Zhou, F. Chen, Q. Li, Y. Lu and H. Deng, "Essential Technologies on the Direct Cooling Thermal Management System for Electric Vehicles," *International Journal of Energy Research*, Vol.45, No.10, pp.14436-14464, 2021.
 - 13) Y. Chung and M. S. Kim, "Thermal Analysis and Pack Level Design of Battery Thermal Management System with Liquid Cooling for Electric Vehicles," *Energy Conversion and Management*, Vol.196, pp.105-116, 2019.
 - 14) S. Wankhede, P. Thorat, S. Shisode, S. Sonawane and R. Wankhade, "A Study of Different Battery Thermal Management Systems for Battery Pack Cooling in Electric Vehicles," *Heat Transfer*, Vol.51, No.8, pp.7487-7539, 2022.
 - 15) F. Liu, X. Liu, W. Su and F. Bu, "Multi-State Online Joint Estimation Method for Lithium Battery Based on a New Electro-Thermal Coupling Model," *Applied Thermal Engineering*, Vol.264, Paper No.125430, 2025.
 - 16) D. Dan, Y. Zhao, M. Wei and X. Wang, "Review of Thermal Management Technology for Electric Vehicles," *Energies*, Vol.16, No.12, Paper No.4693, 2023.
 - 17) D. Bernardi, E. Pawlikowski and J. Newman, "A General Energy Balance for Battery Systems," *Journal of the Electrochemical Society*, Vol.132, No.1, pp.5-12, 1985.