실시간 파라미터 보정 기반 재귀 최소 자승법을 활용한 LFP 배터리 최적 모델링

김민혁*, 김재원*, 김재영*, 강은진*, 김종훈* 충남대학교 에너지저장변환연구실*

Optimal modeling of LFP battery using recursive least squares based on real-time parameter calibration

Minhyeok Kim^{*}, Jaewon Kim^{*}, Jaeyeong Kim^{*}, Eunjin Kang^{*}, Jonghoon Kim^{*} Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University^{*}

ABSTRACT

리튬 인산철(Lithium-iron phosphate; LFP) 배터리의 정확한 SOC(Sate-of-charge; SOC)추정은 전기 자동차(Electric vehicle; EV)의 배터리 관리 시스템(Battery management system; BMS)에 셀의 내부 상태와 수명에 관한 정보를 나타낼 수 있으므로, BMS의 배터리 운용에 있어 중요한 지표이다. 하지만 리튬 인산철에 대한 정확한 SOC 추정은 히스테리시스 특성으로 인해 어렵다. 따라서 정확한 SOC 추정을 위해서는 히스테리시스 현상의 정확한 모델링이 필요하다. 이에 따라 본 논문에서는 모델링에 필요한 파라미터를 실시간으로 자동 보정 시켜주기 위해 재귀 최소 자승법(Recursive least square; RLS)을 통해 전기적 등가회로 모델(Electrical equivalent circuit model; EECM)의 파라미터를 도출하였다.

1. 서 론

국제에너지기구 (International energy agency; IEA)의 보고에 따라 화석연료 사용을 줄여 지구 온난화의 주된 원인인 배출량 감축을 미국이 인플레이션 온실가스 위해 감축법(Inflation Reduction Act; IRA)을 시행함에 따라 배터리의 원자재 값이 급등했다. 이에 따라 값이 저렴한 리튬 인산철(Lithium-iron phosphate; LFP) 배터리가 많이 사용되고 있는 추세이다. 전기자동차의 주요 전력원인 리튬이온 배터리는 높은 에너지 밀도, 긴 수명으로 주목받고 있다. 하지만 운행 효율성 및 안전성을 높이기 위해선 에너지 공급과 수요의 균형을 맞춰 최소한의 비용으로 최적 운용 및 관리 전략이 요구된다. 리튬 인산철 배터리는 Nickel-manganesecobalt(NMC) 배터리에 비해 장수명의 특징을 가진다. 또한. LFP 배터리는 NMC 배터리에 비해 전극을 구성하고 있는 분자 구조가 안정적이다. 따라서, 화재에 대한 위험성 감소의 대안이 되는 배터리로 각광받고 있다. 하지만 LFP 배터리는 NMC 배터리에 비해 낮은 운용 전압(2.5 ~ 3.8V)특성이 있으며, 주요 제조업체가 중국이라는 점에서 배터리 관리 시스템(Battery management system; BMS) 제어 기술에 대한 우위를 차지하기 어렵다. 또한, 그림 1과 같이 SOC(Sate-of-charge; SOC) 별 OCV(Open-circuit voltage; OCV)가 구간(10 ~ 90%)에서 전압 변화량이 매우 적어 평탄 특성을 나타낸다. 이에 따라 SOC와 동적 특성간의 비선형적인 관계를 정립하기 더욱 어렵다. 따라서 OCV 특성을 기반으로 SOC를 정확하게 추정하기엔 한계가 있으며 추가적인 방법이 요구된다. 전기적 등가회로



그림 1 LFP 배터리 히스테리시스 특성

Fig. 1 LFP Battery Hysteresis Characteristics



그림 2 Thevenin 전기적 등가회로 모델 Fig. 2 Thevenin Electrical Equivalent Circuit Model

모델(Electrical equivalent circuit model; EECM)은 배터리의 단자전압 추정이 가능하며, 정확한 추정을 위해선 SOC별 정확한 모델 파라미터 도출이 선행되어야 한다. 따라서 본 논문에서는 전기적 등가회로 최적 모델링을 위해 재귀 최소 자승법을 활용하여 각 셀의 전압 정보로 실시간으로 모델 파라미터를 역으로 추정 및 도출하여 LFP 배터리의 정확한 단자전압을 추정할 수 있도록 하는 모델을 제안한 후 휴지 및 방전 구간 파라미터를 통한 단자전압 추정과 재귀 최소 자승법 (Recursive least square; RLS)을 통한 단자전압 추정 결과를 비교한다.

2. RLS 알고리즘 기반 파라미터 도출

2.1 배터리 전기적 특성 실험

본 논문에서 사용한 배터리는 양극재가 LFP 계열인 배터리이다. 배터리 전기적 등가회로 모델링을 하기 전 특성 파라미터 추출을 하기 위해 UDDS(Urban dynamometer driving schedule; UDDS)와 HWFET(Highway fuel economy test Cycle; HWFET)를 결합한 프로파일로 특성 실험을 진행하였다. 온도는 상온 25℃로 고정하였다.

2.2 전기적 등가회로 모델 설계

전기적 등가회로 모델에는 크게 OCV, Rint, Thevenin 모델이 있으며, 확산 저항 및 커패시터의 병렬단을 포함하여 순간적인 전압 강하 이후 지수적으로 감소하는 전압 강하를 묘사할 수 있는 그림 2와 같이 Thevenin 모델을 선택하였다. 배터리의 최종적인 단자전압을 모델링하기 위해선 아래의 수식과 같은 상태방정식과 측정방정식이 사용된다.

$$\begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{diffk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - e^{\frac{\Delta t}{R_{diff}C_{diff}}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ V_{diff_{k-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{Q_n} \\ (1 - e^{\frac{\Delta t}{R_{diff}C_{diff}}})R_{diff} \end{bmatrix} i_{k-1}$$
(1)
$$V_t = OCV(SOC_k) + i_k R_i + V_{diff_k} + v_k$$
(2)

2.3 휴지 및 방전 파라미터 LUT 설계

배터리 OCV 특성 실험 기반 전기적 등가회로 모델에 필요한 파라미터들을 추출하였으며, SOC % 별로 방전구간 및 휴지구간 두 개의 영역에서 Look-up table(LUT)로 구성하였다. 이때 휴지구간 파라미터 도출 시, 전류는 이전 방전 구간에서의 전류로 가정하였다.

2.4 오차 감소를 위한 RLS 알고리즘

본 논문에서는 RLS 기반 실시간 모델 파라미터를 도출한다. RLS기반 모델 파라미터 도출 과정 및 수식은 아래와 같다. 본 논문에서 설정한 RLS 파라미터 초기값은 실험 데이터를 기반으로 설정하였으며, 표 1에 나타내었다.

$\varepsilon_k = V_{qk} - \varphi_k \theta_{k-1}^T$	(3)
$K_k = \frac{P_{k-1}\varphi_k}{\lambda + \varphi_k^T P_{k-1}\varphi_k}$	(4)
$P_k = \frac{(1 - K_k \varphi_k^T) P_{k-1}}{2}$	(5)

 $\theta_k^T = \theta_{k-1}^T + K_k \varepsilon_k$

식 (3)과 식 (4)는 전달 함수와 입력 값을 통해 결과 값을 예측하고 측정 값 차이를 통해 오차를 계산한다. 식 (4)와 (5)의 과정에서는 예측 값과 측정 값의 오차를 통해 가중치를 계산하고 계산된 가중치, 입력 값, 이전 시점의 오차 공분산을 통해 오차 공분산 업데이트를 진행한다. 마지막으로 식 (6)은 실제 값과 측정 값의 오차에 가중치를 더하여 모델 파라미터를 업데이트한다.

2.5 결과 비교

그림 3은 측정 단자전압, RLS 파라미터 기반 단자전압 추정과 휴지 및 방전 구간 파라미터 별 단자전압 추정 결과를 나타낸 것이다. 비교 결과 측정 데이터 기반 단자전압이랑 비교하였을 때 그림 4와 같이 RLS를 통해 추정한 값이 오차율 0.06%, 휴지 및 방전 파라미터 기반으로 추정한 값이 각각 오차율 1.36%, 1.2%로 RLS를 통해 단자전압을 추정하였을 때 가장 적었다. 이를 통해 단자 전압 추정을 위해서는 기존 실험에 따른 업데이트 형식의 LUT에 비해 실험에 대한 경제성이 확보되는 RLS 기반 단자전압 추정 성능을 검증하였다.

표 1 RLS 알고리즘 파라미터 초기 값

Table 1 Initial value of RLS algorithm parameters

구분	방정식
a ₁	0.998
b ₀	0.0001
b1	0.00001
Forgetting factor; λ	0.9999



그림 3 각 파라미터 별 추정 및 RLS 추정 결과 비교

Fig. 3 Estimation by each parameter and comparison of RLS estimation results



그림 4 각 파라미터 별 추정 및 RLS 추정 오차율 비교

Fig. 4 Comparison of estimation and RLS estimation error rates for each parameter

3. 결 론

본 논문에서는 LFP 배터리의 정확한 SOC 및 단자전압 추정을 위하여 RLS를 합친 EECM 모델을 구성하였다. SOC 중간 영역에서 발생하는 평탄한 OCV 특성을 고려하기 위해 저전류 실험을 통해 OCV LUT를 구축하였으며, EECM의 실시간 모델 파라미터를 도출하기 위하여 RLS를 활용하였다. 기존 실험 기반 모델 파라미터 LUT의 부정확성에 따른 추정 오차를 줄였으며, RLS 알고리즘을 융합하여 우수한 추정 성능을 확보하였다.

본 논문은 현대자동차의 지원(LFP 배터리의 SOC 추정 BMS 알고리즘 개발)과 전력연구원(KEPRI)의 2021년 선정 기초 연구개발 과제 연구비 지원을 받아 수행되었음.(R21XO02-09, V1G 및 V2G 충방전 패턴 개발 및 배터리 수명 영향 평가)

참 고 문 헌

 Duong, Van-Huan, et al. "Online state of charge and model parameters estimation of the LiFePO4 battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares." *Journal of Power Sources* 296 (2015): 215–224.

(6)