

배터리 파라미터 측정을 이용한 충전종지전압 예측기법

Prediction Method of End of Charge Voltage using Battery Parameter Measurement

김호용¹, 왕이페이², 박성미³, 박성준⁴, 손경종^{5*}

Ho-Yong Kim¹, Yi-Pei Wang², Seong-Mi Park³, Sung-Jun Park⁴, Gyung-Jong Son^{5*}

〈Abstract〉

Recently, e-Mobility, which is a personal mobility device such as an electric bicycle or an electric scooter, is rapidly emerging. However, since E-Mobility has various voltage systems due to the characteristics of its products, it is essential for companies that operate them to use multiple dedicated chargers. A universal charger capable of charging batteries of various voltage systems with one charger is required to reduce the cost of purchasing and managing multiple dedicated chargers. For this, information on the EOC(End of Charge) is essential. In order to know the EOC, it is necessary to detect the internal impedance of the battery. However, the internal impedance of the battery changes according to various conditions such as SOH(State Of Health), SOC(State Of Charge), and ambient temperature. By observing the change in these parameters, the state of the battery can be diagnosed and the EOC can be predicted. In this paper, we propose an algorithm to analyze the battery's internal impedance and to predict the EOC, in order to acquire information on the EOC of the battery, which is an essential requirement of a universal charger.

Keywords : E-Mobility, Battery, EOC(End of Charge) Voltage, SOH(State Of Health), SOC(State Of Charge), DCIR(Direct Current Internal Resistance)

1 주저자, 전남대학교 전기공학과, 석사과정
E-mail: heliyong114@gmail.com

2 참여저자, 전남대학교 전기공학과, 박사과정
E-mail: wangyipeijn@gmail.com

3 참여저자, 한국승강기대학교 승강기공학부, 부교수
E-mail: seongmi@klc.ac.kr

4 참여저자, 전남대학교 전기공학과, 교수
E-mail: sjpark1@jnu.ac.kr

5* 교신저자, 전남대학교 전기공학과, 박사
E-mail: skj5061@naver.com

1 Main Author, Dept. of Electrical Engineering, Chonnam National University, Master Course

2 Co-author, Dept. of Electrical Engineering, Chonnam National University, Doctor Course

3 Co-author, Dept. of Lift Engineering, Korea Lift College, Associate Professor

4 Co-author, Dept. of Electrical Engineering, Chonnam National University, Professor

5* Corresponding, Dept. of Electrical Engineering, Chonnam National University, Doctor

1. 서론

세계적으로 산업화가 진행되면서 화석연료로 인해 탄소배출이 급격히 증가하였다. 탄소배출의 증가는 지구온난화를 급격한 속도로 진행시켰으며 폭염, 폭설, 태풍 등의 이상기후도 빈번히 발생시키고 있다. 국제사회에서는 탄소배출에 의한 기후변화 문제의 심각성을 인식하고 탄소중립정책을 적극적으로 추진하고 있다. 국내의 경우 높은 비중의 화석연료에 의한 전력생산과 제조업 중심의 산업구조에 의해 탄소중립정책의 시행은 산업계에 큰 영향을 미쳤다. 에너지 주공급원을 화석연료에서 신재생에너지로 전환하고, 2035년 이후 가솔린 및 디젤 엔진 차량의 판매를 금지하는 등 탄소배출에 대한 규제가 엄격해졌다. 수송산업의 경우에는 내연기관 자동차에서 배터리와 모터로 구성된 친환경 자동차(E-Mobility)로 전환되는 과도기를 거치고 있다.

자동차 제조사들은 기존의 내연기관보다 E-Mobility의 생산 및 연구개발에 비중을 높이는 등 탄소중립정책에 맞게 변화하고 있다.

E-Mobility는 하이브리드 전기자동차(HEV), 플러그인 하이브리드 전기자동차(PHEV), 전기자동차(BEV) 등과 같은 xEVs와 전기자전거, 전기스쿠터, 세그웨이, 소형 전기자동차 등과 같은 개인형 이동수단(Personal Mobility Device)을 의미한다. 최근 국내에는 xEVs와 같은 전기자동차 뿐만 아니라 개인형 이동수단 또한 도시 내의 이동성 문제를 해소할 수 있는 대안으로 각광을 받으면서 급격히 증가하였다. 그리고 친환경 근거리 교통수단으로 관심과 수요가 늘어나면서 다양한 제품 개발과 지속적인 시장 성장이 이루어지고 있다[1]. 하지만 개인형 이동수단이 증가하면서 운영 및 관리를 하는 업체에는 많은 제약이 따른다. 개인형 이동수단의 경우 외형이 유사한 제품이라 할지라도 제조사마다 전압체계가 상이하다. 운영 및 유지관

리 업체는 제품을 오랫동안 교체 및 수리 없이 관리하기 위해 다수의 전용 충전기가 반드시 필요하다. 이러한 전압체계별 전용 충전기 구매 및 관리비 절감과 충전기의 일원화를 위해 범용충전기의 도입이 요구된다. 범용충전기는 전압체계가 달라도 하나의 충전기로 충전을 할 수 있는 만능충전기이다. 이러한 범용충전기의 개발을 위해 필요한 조건이 배터리 충전종지전압이다. 배터리는 전압체계가 다르면 충전종지전압이 달라지므로 한 개의 범용충전기로 다양한 제품의 배터리를 충전하기 위해서는 배터리 충전종지전압에 대한 정보가 필수적이다. 충전종지전압을 예측하기 위해서는 배터리의 전기적 특성을 파악하고 내부 파라미터를 검출해야 한다. 하지만 내부 파라미터는 배터리 노화정도(SOH, State Of Health), 충전량(SOC, State Of Charge) 그리고 주변의 온도 등 다양한 요인에 의해 변하게 된다[2][3]. 이러한 요인에 대한 파라미터 변동을 관측 및 분석하면 배터리의 상태를 진단 할 수 있으며 충전종지전압 또한 예측가능하다.

배터리 상태 진단에 대한 방법은 대표적으로 인공지능망을 통한 학습 기반 [6][7]과 등가모형을 활용한 모델 기반 [3]-[5]의 방법으로 나누어진다. 학습 기반의 경우 다양한 사전실험이 필요하며 상당히 많은 학습데이터가 요구된다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 사전실험이 불필요하고, 배터리 시뮬레이터의 메모리 용량을 고려하여, 모델 기반의 배터리 상태진단을 진행하였다. 모델 기반의 연구인만큼 배터리의 모델은 상당히 중요한 요소이며 연구된 많은 모델 중 1차 테브난 등가모형을 활용한다[8].

본 논문에서는 배터리의 등가모형을 기반으로 상태를 진단하여 내부 파라미터를 추정한다. 또한 다양한 요인에 의한 파라미터 변화를 관측하며 범용 충전기의 필수조건인 충전종지전압을 예측하는 새로운 알고리즘을 제안한다.

2. 충전종지전압 예측 알고리즘

Fig. 1은 충전종지지점(P_{end})을 예측하는 전체 알고리즘이다. P_{end} 를 예측하기 위해 배터리 내부 임피던스를 기반으로 알고리즘을 수행한다. 본 연구에서 사용되는 내부 임피던스는 배터리에 직류 전류를 인가했을 때 나타나는 저항, $DCIR$ (Direct Current Internal Resistance)이다.

충전종지전압 예측 알고리즘은 다음과 같이 진행된다.

첫째, 배터리를 정전류(CC, Constant Current)로 충전하면서 주기적으로 2-level 직류를 인가하여 $DCIR$ 을 검출한다.

둘째, $DCIR$ 을 가공하여 다음 두 가지 데이터를 생성한다. $DCIR$ 이 LPF를 통과한 1) $DCIR$ LPF값($\overline{DCIR}_{lpf,w}$)과 $DCIR$ 을 매회 누적하여 평균값을 산출한 2) 누적평균값(\overline{DCIR}_w)이다.

셋째, 수치해석을 위한 데이터 선별이다. 일반적으로 배터리를 충전하면 $DCIR$ 은 이차함수와 유사한 포물선 형태를 나타낸다[9][10]. 이 포물선

형태에 참여하는 모든 $\overline{DCIR}_{lpf,w}$ 데이터를 사용하지 않고 특정 조건을 만족한 데이터를 선별하여 이를 기반으로 수치해석 알고리즘을 적용하여 이차함수로 모델링한다.

넷째, 최적으로 모델링된 이차함수가 \overline{DCIR}_w 와 만나는 두 근을 구하여, 두 근 중 큰 값(w_p)을 P_{end} 로 정의한다. $DCIR$ 의 검출 횟수를 w 로 하며 식 (1)을 만족 할 때 충전을 종료한다.

$$w \geq w_p \tag{1}$$

본 연구의 상세한 설명은 세부 절에서 진행한다.

2.1 리튬이온배터리 CC충전을 위한 CC_{ref}

리튬이온 배터리를 CC(Constant Current) 충전하기 위해서는 CC_{ref} (Constant Current Reference)의 설정이 필요하다. 큰 용량의 배터리에 작은 전류를 인가하면 충전시간이 오래 걸리고, 작은 용량의 배터리에 큰 전류를 인가하면 발열 및 열화

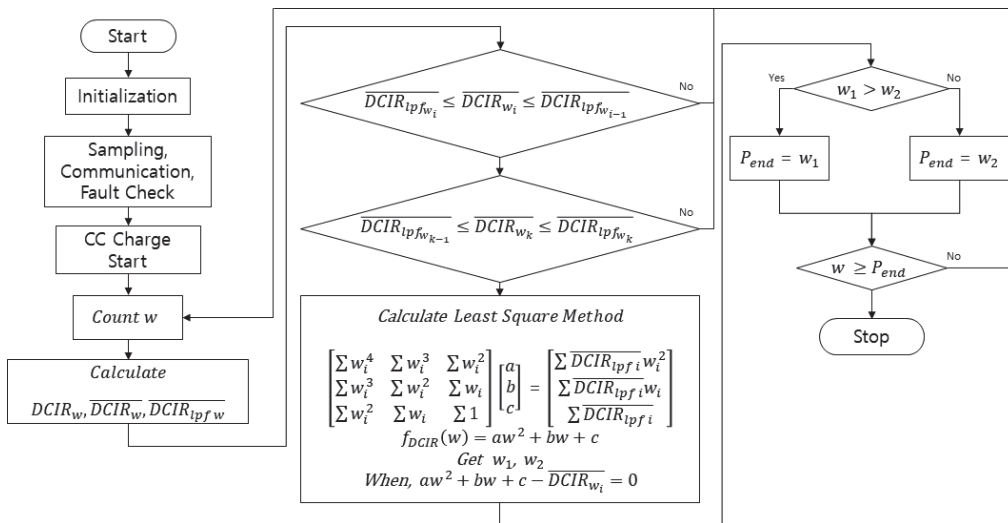


Fig. 1 EOC Prediction algorithm

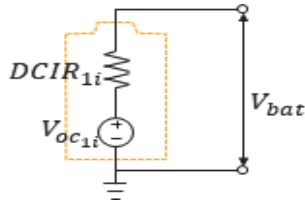


Fig. 2 Simplified battery cell model

에 의한 손상을 입을 수 있다. 또한 배터리 용량에 대한 정보를 모르는 경우도 존재할 수 있는데, 이때 배터리에 적절한 전류를 인가하기 위해서 별도의 설정이 필요하다. CC_{ref} 설정을 위해 간략화한 배터리 셀 모델을 활용한다.

Fig. 2는 배터리를 간략화한 셀 모델이다. 배터리는 직류전원을 통해 충전하기 때문에 자체 내부 저항($DCIR$), 개방회로전압 V_{oc} (OCV, Open Circuit Voltage)로 구성할 수 있으며 V_{bat} 은 배터리 단자 전압을 나타낸다. 배터리 셀 모델을 적절한 전류로 충전하기 위해서 식 (2)를 적용하여 CC_{ref} 를 결정할 수 있다.

$$CC_{ref} = f(v) \times \frac{V_{bat}}{DCIR} \times \frac{1}{V_{nominal}} \quad (2)$$

$f(v)$ 는 보정계수로 0.8에서 1.2 사이의 값을 가지며, 배터리 공칭전압인 $V_{nominal}$ 은 리튬이온배터리의 경우 3.7 [V]로 산정한다.

본 논문에서는 CC_{ref} 를 결정하기 위해 초기에 임의의 전류를 인가하여 최초 $DCIR$ 을 검출한 후 CC_{ref} 를 재설정하여 CC충전을 수행한다.

2.2 예측 알고리즘을 위한 배터리 등가모델 활용

본 연구에서는 P_{end} 예측 알고리즘을 위해 배터리 등가회로모델(ECM, Equivalent Circuit Model)

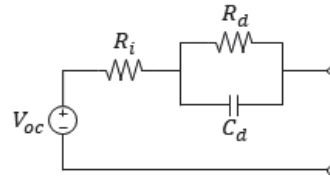


Fig. 3 Thevenin ECM with 1st RC ladder

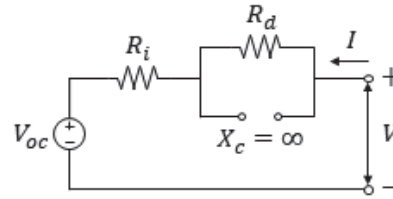


Fig. 4 Changes in internal parameters due to DC

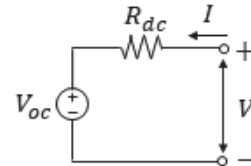


Fig. 5 DCIR model of Battery

을 활용하여 파라미터 관측을 수행한다.

Fig. 3은 1차 테브난 등가모델이다. 테브난 등가모델은 배터리 개방회로전압 V_{oc} (OCV, Open Circuit Voltage)와 R_i 그리고 RC-ladder 1개로 모델링 되어있다. R_i 는 전해액과 전극의 저항, R_d 는 전하전달저항 또는 확산저항 그리고 C_d 는 전기 이중층 용량을 나타내며 C_d 의 경우 배터리 충·방전 시 과도응답을 나타낸다.

Fig. 4는 배터리에 직류전류를 인가했을 때 내부 파라미터의 변화를 나타낸 것이다. 전기이중층 용량 C_d 의 리액턴스(X_c)는 무한대(∞)가 되어 무시된다. 그리고 R_i 와 R_d 는 합성저항 R_{dc} 로 나타낼 수 있다. 이때 R_{dc} 가 $DCIR$ 이다.

Fig. 5는 배터리에 직류전류 인가 시 나타나는 등가모델이다.

2.3 2-Level 직류전류 Pulse를 통한 DCIR 검출

배터리의 DCIR을 검출하기 위해서는 크기가 다른 두 직류전류(2-level)를 교차하여 인가하는 방법을 사용한다.

Fig. 6은 배터리 인가하는 2-level 직류전류를 나타낸다.

Fig. 7은 배터리에 직류전류를 인가하였을 때 나타나는 단자전압의 변화이다. 급격하게 변하는 전류에 반해 전압은 C_d 에 의해 시정수(τ)를 가지고 서서히 감소 및 증가를 하게 된다. $t_2 - t_1$ 은 V_{oc} 가 증가하기에는 다소 짧은 시간이다. 따라서 V_{oc} 는 변함없이 일정한 값으로 근사한다. 식 (3)은 직류전류 I_1 을 인가하였을 때 V_1 과의 관계식이고 식 (4)는 직류전류 I_2 를 인가하였을 때 V_2 와의 관계식이다.

$$V_1 = V_{oc} + I_1(R_i + R_d) = V_{oc} + I_1(R_{dc}) \quad (3)$$

$$V_2 = V_{oc} + I_2(R_i + R_d) = V_{oc} + I_2(R_{dc}) \quad (4)$$

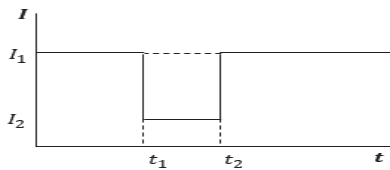


Fig. 6. 2-level current pulse

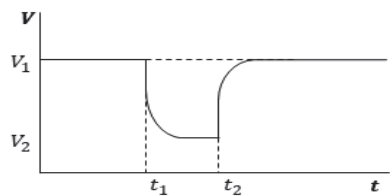


Fig. 7 Voltage response by 2-level current pulse

식 (3)과 식 (4)의 연립방정식을 통해 R_{dc} 를 유도할 수 있으며 식 (5)와 같이 R_{dc} 를 나타낸다.

$$R_{dc} = \frac{V_1 - V_2}{I_1 - I_2} = DCIR \quad (5)$$

본 연구에서는 DCIR의 변화를 관측하기 위해 CC충전을 진행하면서 주기적으로 2-level 직류전류를 인가하여 DCIR을 검출하였다.

2.4 데이터 검출 및 가공

Fig. 8은 배터리에 충전전류(I_{bat})를 인가하는 동안 시간에 따른 배터리 단자전압(V_{bat}), 배터리 개방회로 전압(V_{oc}) 그리고 DCIR의 변화를 나타낸다. 본 연구에서는 DCIR 변화를 기반으로 P_{end} 를 예측하며 P_{end} 가 타당한지 검증하기 위해 ‘ P_{end} 구간’을 설정한다. ‘ P_{end} 구간’은 V_{oc} 가 식 (6)을 만족하는 구간으로 정의한다[11].

$$4.0V \leq V_{oc} \leq 4.2V \quad (6)$$

예측한 P_{end} 가 ‘ P_{end} 구간’ 내에 존재할 경우 충전이 잘 된 것으로 판단한다.

P_{end} 예측에는 DCIR을 가공한 두 종류의 데이터를 사용한다.

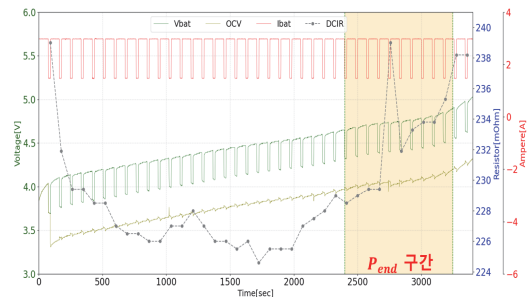


Fig. 8 DCIR variation due to CC charge

첫 번째, LPF(Low Pass Filter)값 (\overline{DCIR}_{lpf_w})이다. DCIR은 배터리 내·외부 요인에 의해 변화하기 때문에 안정적인 예측 알고리즘을 위해 LPF를 적용한 데이터를 사용한다. \overline{DCIR}_{lpf_w} 은 식 (7)과 같이 정의한다.

$$\overline{DCIR}_{lpf_w} = \alpha \overline{DCIR}_{lpf_{w-1}} + (1-\alpha) DCIR_w \quad (7)$$

$\overline{DCIR}_{lpf_{w-1}}$ 은 이전 LPF추정값이고, $DCIR_w$ 는 현재 취득된 DCIR, α 는 현재값과 이전값에 대한 가중치이다.

두 번째, 누적평균값(\overline{DCIR}_w)이다. 누적평균값은 DCIR 검출횟수를 나타내는 w 가 증가 할 때 마다 DCIR을 누적하여 평균을 산출하는 값이며 식 (8)과 같이 정의한다.

$$\overline{DCIR}_w = \frac{1}{m} \sum_{w=1}^m DCIR_w \quad (8)$$

식 (7)과 식 (8)에 정의된 두 가지의 가공된 데이터를 활용하여 DCIR의 특성을 찾는다.

Fig. 9는 CC 충전 중 시간에 따라 변화하는 \overline{DCIR}_{lpf_w} 와 \overline{DCIR}_w 를 나타낸다. \overline{DCIR}_{lpf_w} 가 포물

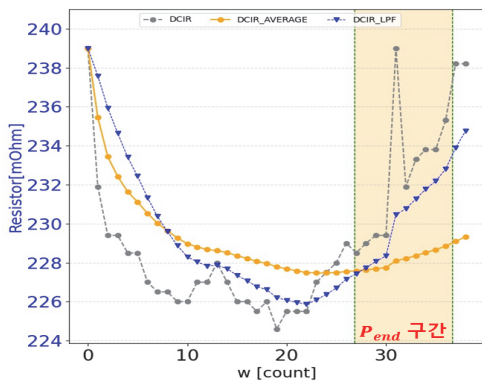


Fig. 9 LPF value and cumulative average value of DCIR

선과 유사한 형태를 그리는 특성을 이용하여 P_{end} 를 예측한다.

2.5 예측 알고리즘용 데이터 선별

실시간으로 취득되는 \overline{DCIR}_{lpf_w} 을 활용하여 P_{end} 를 예측해야 하므로 현재의 시점 기준으로 어디부터 어디까지의 데이터를 이용할 지에 대한 기준이 필요하다. 기준은 식 (9)와 식 (10)과 같이 나타낸다.

$$\overline{DCIR}_{lpf_{w_{i+1}}} \leq \overline{DCIR}_{w_{i+1}} \leq \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}} \quad (9)$$

$$\overline{DCIR}_{lpf_{w_{i+(n-1)}}} \leq \overline{DCIR}_{w_{i+n}} \leq \overline{DCIR}_{lpf_{w_{i+n}}} \quad (10)$$

식 (9)는 w_{i+1} 번째 누적평균값(\overline{DCIR}_w)이 w_{i+1} 와 w_i 번째 LPF값(\overline{DCIR}_{lpf_w}) 사이에 존재하는 경우를 나타내며 이 조건을 만족한 지점(w_{i+1})의 이전 지점(w_i)부터 예측 데이터로 사용된다. 식 (10)은 w_{i+n} 번째 누적평균값(\overline{DCIR}_w)이 $w_{i+(n-1)}$ 과 w_{i+n} 번째 LPF값(\overline{DCIR}_{lpf_w}) 사이에 존재하는 경

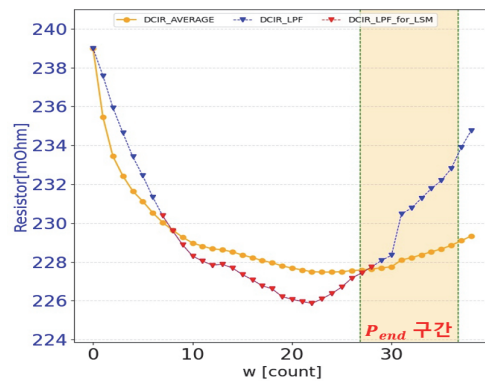


Fig. 10 DCIR LPF value participating in numerical analysis

우를 나타내며 이 조건을 만족한 지점(w_{i+n})까지 예측 데이터로 사용된다.

Fig. 10은 \overline{DCIR}_{lpf_w} 중 식 (9)를 만족하는 지점부터 식 (10)을 만족하는 지점까지의 데이터를 빨간색으로 나타내고 있다. 조건을 만족하여 선별된 데이터를 활용하여 최적의 이차함수로 모델링하기 위해 최소자승법(LSM, Least Square Method) 알고리즘을 적용한다. 최소자승법은 평면상에 분포된 임의의 점들의 어떤 특정 모델의 파라미터를 구하는 한 방법으로, 본 논문에서는 배터리 DCIR 변화를 최적의 이차함수로 근사함으로써 예측 모델을 구성한다.

2.6 최적의 이차함수 모델링

선별된 데이터 \overline{DCIR}_{lpf_w} 가 w_i 부터 w_{i+n} 까지 $n+1$ 개일 때, 각 w_i 번째 $\overline{DCIR}_{lpf_{w_i}}$ 와 최소의 오차를 가지는 최적의 이차함수는 식 (11)과 같이 나타낸다.

$$f(w) = aw^2 + bw + c \quad (11)$$

이때, 오차 제곱의 합은 식 (12), (13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{DCIR}(a, b, c) = \sum_{i=1}^n (f(w_i) - \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}})^2 \quad (12)$$

$$= \sum_{i=1}^n ((aw_i^2 + bw_i + c) - \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}})^2 \quad (13)$$

최적의 이차함수 $f(w_i)$ 가 \overline{DCIR}_{lpf_w} 와 최소의 오차를 가지기 위해서는 각 차수별 계수(a, b) 및 상수(c)에 대한 편미분 값이 0이 되어야 한다. 이를 만족하는 각 편미분 식은 (14), (15), (16)과 같다.

$$\frac{\partial E_{DCIR}}{\partial a} = 2 \sum_{i=1}^n ((aw_i^2 + bw_i + c) - \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}})(w_i^2) \quad (14)$$

$$\frac{\partial E_{DCIR}}{\partial b} = 2 \sum_{i=1}^n ((aw_i^2 + bw_i + c) - \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}})(w_i) \quad (15)$$

$$\frac{\partial E_{DCIR}}{\partial c} = 2 \sum_{i=1}^n ((aw_i^2 + bw_i + c) - \overline{DCIR}_{lpf_{w_i}}) \quad (16)$$

위의 식을 식 (17), (18), (19)와 같이 정리하고 연립방정식을 구한 후, 행렬의 형태로 나타내면 식 (20)과 같다.

$$a \sum_{i=1}^n w_i^4 + b \sum_{i=1}^n w_i^3 + c \sum_{i=1}^n w_i^2 = \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} w_i^2 \quad (17)$$

$$a \sum_{i=1}^n w_i^3 + b \sum_{i=1}^n w_i^2 + c \sum_{i=1}^n w_i = \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} w_i \quad (18)$$

$$a \sum_{i=1}^n w_i^2 + b \sum_{i=1}^n w_i + c \sum_{i=1}^n (1) = \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} \quad (19)$$

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n w_i^4 & \sum_{i=1}^n w_i^3 & \sum_{i=1}^n w_i^2 \\ \sum_{i=1}^n w_i^3 & \sum_{i=1}^n w_i^2 & \sum_{i=1}^n w_i \\ \sum_{i=1}^n w_i^2 & \sum_{i=1}^n w_i & \sum_{i=1}^n (1) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} w_i^2 \\ \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} w_i \\ \sum_{i=1}^n \overline{DCIR}_{lpf_i} \end{pmatrix} \quad (20)$$

$$Ax = b \quad (21)$$

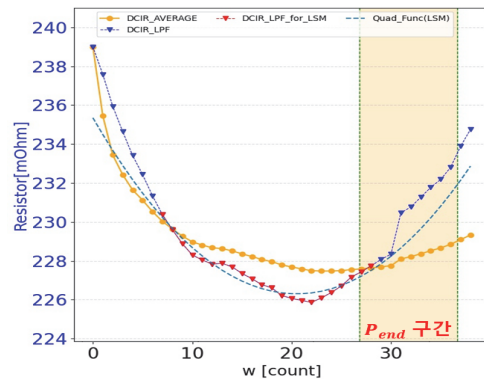


Fig. 11 Quadratic Function Modeling with LSM

식 (20)은 식 (21)의 형태와 같으므로 A행렬과 b행렬에 Gauss-Jordan Elimination을 적용하여 a, b, c 를 구할 수 있다.

Fig. 11은 선별된 데이터를 LSM에 적용하여 나타난 최적의 이차함수 $f(w_i)$ 이다.

2.7 충전종지지점(P_{end}) 결정

P_{end} 를 결정하기 위해서는 이차함수로 모델링된 $f(w_i)$ 에서 특정한 근을 찾아야 한다. 특정한 근은 $f(w_i)$ 가 식(9)를 만족한 지점(w_i)에서의 누적평균값 ($\overline{DCIR_{w_i}}$)과 같을 때의 근으로 하며 식 (22)와 같다.

$$aw_i^2 + bw_i + c = \overline{DCIR_{w_i}} \quad (22)$$

직선($DCIR = \overline{DCIR_{w_i}}$)과 이차함수($f(w_i)$)가 만나면 두 근이 존재하며 두 근은 (23)과 같이 구할 수 있다.

$$w = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4a(c - \overline{DCIR_{w_i}})}}{2a} \quad (23)$$

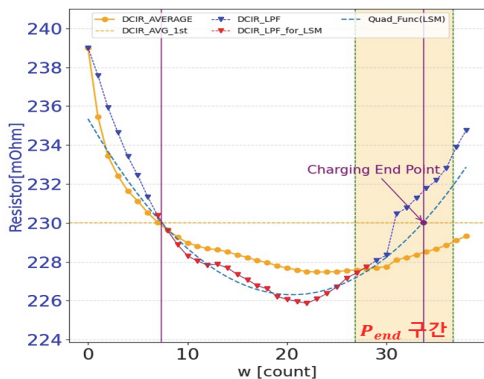


Fig. 12 Charging-end-point in Charging-end-point region

두 근 중 작은 값은 이미 과거의 값이므로 무시하고, 큰 값은 충전종지지점 P_{end} 로 결정한다. $DCIR$ 검출횟수 w 와 계속 비교하며 현재 시점의 검출횟수가 w_p 보다 크면 충전을 중지한다.

Fig. 12는 이차함수($f(w_i)$)의 특정한 두 근을 보라색으로 표시하였다. 이때 작은 근(좌측 보라실선)의 경우 이미 과거의 값이므로 무시하고 큰 근(우측 보라실선)의 경우 P_{end} 가 된다. ‘ P_{end} 구간’ 내에 P_{end} 가 위치했으며 이를 통해 충전이 잘 된 것을 확인 할 수 있다.

3. 실험 결과

본 논문에서 제안한 충전종지전압 예측 알고리즘을 배터리 셀에 적용하여 실험을 진행하였다. 해당 실험에 사용된 상용 배터리는 ‘SAMSUNG 3.7V INR-18650 30Q(3000mAh)’이다. 상온($25^{\circ}C$)에서 CC충전을 진행하였으며 배터리의 $DCIR$ 은 매 분마다 검출하였다.

Fig. 13은 동일한 배터리의 충전을 총 10회 반복하여 시간에 따른 $\overline{DCIR_{lpf_w}}$ 변화를 나타내고 있으며 이차함수 형태의 패턴을 가지고 변화하는

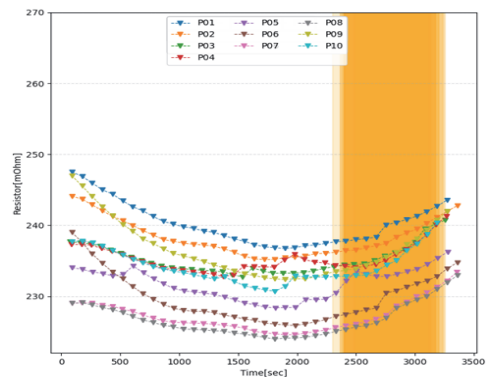


Fig. 13 DCIR variation at $25^{\circ}C$

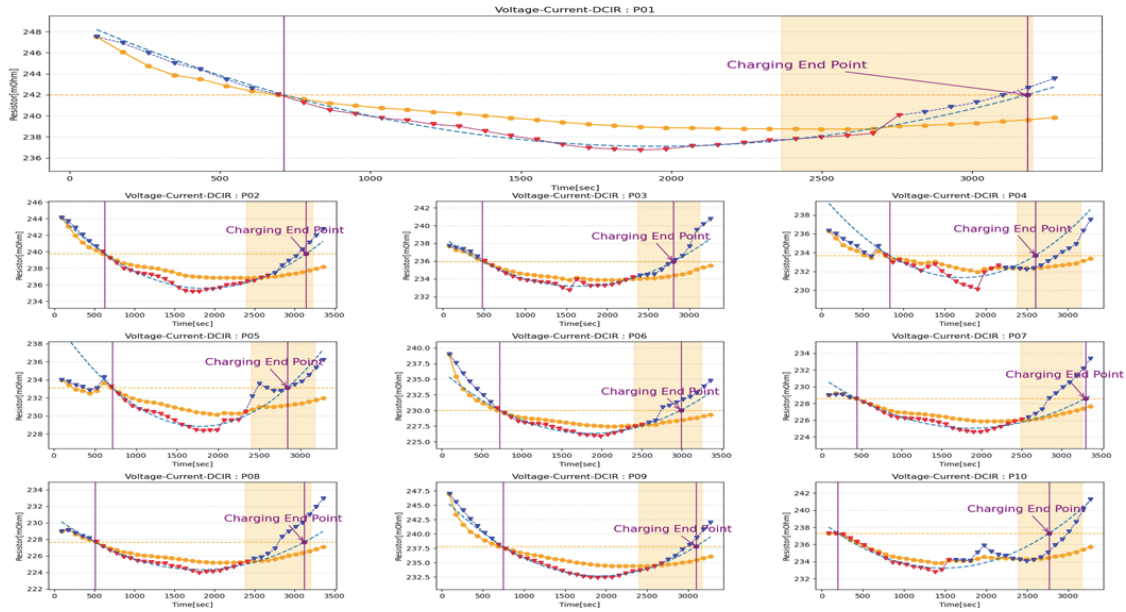


Fig. 14 Prediction of Charging-end-point

것을 확인 할 수 있다.

Fig. 14는 충전종지전압 예측 알고리즘을 적용하여 예측한 충전종지지점(P_{end})을 나타내고 있다. P_{end} 가 ' P_{end} 구간' 내에 위치하는 것을 확인 할 수 있으며 최적 이차함수, P_{end} , V_{oc} 를 Table 1에 정리하였다.

실험에 사용된 배터리의 제조사에서 권고하는 셀의 완충전압은 4.2 [V]이다. 이를 기준으로 충전종지전압 예측 알고리즘을 통한 예측전압은 평균 4.11 [V]이며 완충전압 기준 평균오차율 2.14%, 최소오차율 0%, 최대오차율 3.8 [%]로 측정되었다.

Table 1. Optimal quadratic function, EOC point (P_{end}), EOC voltage(V_{oc})

구분	\hat{a}	\hat{b}	\hat{c}	P_{end}	V_{oc}
P01	0.0238	-1.0271	248.1878	37.0	4.18
P02	0.0195	-0.8164	244.0944	36.5	4.15
P03	0.0151	-0.5518	238.2108	32.7	4.05
P04	0.0220	-0.8345	239.2317	30.3	4.04
P05	0.0280	-1.0965	239.5608	33.0	4.08
P06	0.0215	-0.8818	235.3497	34.7	4.09
P07	0.0129	-0.5322	230.5434	38.3	4.20
P08	0.0144	-0.5785	230.1217	36.3	4.14
P09	0.0278	-1.1824	245.2320	35.9	4.15
P10	0.0182	-0.5900	238.0172	32.2	4.05

4. 결론

본 연구를 통해서 배터리 셀의 완충전압을 내부 파라미터를 통해 예측 할 수 있으므로 충전시스템 내에 충전종지전압을 별도로 설정 할 필요가 없다. 또한 CC충전으로 인해 일반적인 충전기에 적용된 CC-CV 방식보다 충전 속도가 빠르다는 장점이 있다.

본 논문에서는 단위 셀에 대해서 충전종지전압 예측 알고리즘을 적용하였다. 하지만 실제 산업에서는 배터리 모듈 및 패키지와 같이 다수의 배터리가 직렬 및 병렬로 연결되어 구성이 되어 있다.

본 연구를 바탕으로 향후 배터리 모듈 및 패키징에도 적용 가능하며 변화하는 온도에 영향을 받지 않고 충전중지전압을 예측 가능토록 하는 알고리즘 개선이 필요하다.

사 사

본 연구는 2022년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지 기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20214000000560).

참고문헌

- [1] Tae-Hyeong Kim. E-mobility 시스템 기술동향, the Korean Institute of Power Electronics Magazine, Vol. 26, Issue. 5, pp. 28-33, (2021).
- [2] Wladislaw Waag, "Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application", Applied Energy, Vol. 102, pp. 885-897, (2013).
- [3] Jinhyeong Park, Jaewon Kim, Miyoung Lee, "Model-based Analysis of Cell-to-Cell Imbalance Characteristic Parameters in the Battery Pack for Fault Diagnosis and Over-discharge Prognosis", The Transactions of the Korean Institute of Power Electronics, Vol. 26, No. 6, pp. 381-389, (2021).
- [4] SungJun Park, "A Study on the Parameters Estimations for SOC and SOH of the Battery", Journal of the Korean Society of Industry Convergence, Vol. 23, Issue. 5, pp. 853-863, (2020).
- [5] Pyeong-Yeon Lee, Chang-O Yoon, Jin-Hyeong Park, "Systematic Approach of Internal Parameters for Equivalent Electrical-Circuit Modeling(EECM) of a $Li_4Ti_5O_{12}$ (LTO) cell", The Transactions of the Korean Institute of Power Electronics, Vol. 23, Issue. 3, pp. 174-181, (2018).
- [6] Hee-Sung Lim, "State estimation of LiFePO4 battery using a Linear Regression Analysis", The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 71, No. 2, pp. 366-372, (2022).
- [7] Seon-Ri Hong, Gun-Woo Kim, "Comparison of Learning Techniques of LSTM Network for State of Charge Estimation in Lithium-Ion Batteris", Journal of Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers, Vol. 23, Issue. 4, pp. 1328-1336, (2019).
- [8] Hongwen He, "Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach", Energies, Vol.4, Issue. 4, pp. 582-598, (2011).
- [9] KwangSeok Song, SungJun Park, "Internal Parameter Estimation of Lithium0Ion Battery Using AC Ripple With DC Offset Wave in Low and High Frequencies", IEEE Access, Vol. 9, pp. 76083-76096, (2021).
- [10] Yun Bao, "Online Internal Resistance Measurement Application in Lithium Ion Battery Capacity and State of Charge Estimation", energies, Vol. 11, Issue. 5, (2018).
- [11] Y. Song, M. Park, M. Seo and S. W. Kim, "Improved SOC estimation of lithium-ion batteries with novel SOC-OCV curve estimation method using equivalent circuit model", 2019 4th International Conference on Smart and Sustainable Technologies (SpliTech), pp. 1-6, (2019).