

전기자동차 배터리 모델링 및 파라미터 최적화 기법 연구

김일송

The Research on the Modeling and Parameter Optimization of the EV Battery

Il-Song Kim[†]

Abstract

This paper presents the methods for the modeling and parameter optimization of the electric vehicle battery. The state variables of the battery are defined, and the test methods for battery parameters are presented. The state-space equation, which consists of four state variables, and the output equation, which is a combination of to-be-determined parameters, are shown. The parameter optimization method is the key point of this study. The least square of the modeling error can be used as an initial value of the multivariable function. It is equivalent to find the minimum value of the error function to obtain optimal parameters from multivariable function. The SIMULINK model is presented, and the 10-hour full operational range test results are shown to verify the performance of the model. The modeling error for 25 degrees is approximately 1% for full operational ranges. The comments to enhance modeling accuracy are shown in the conclusion.

Key words: Battery modeling, Parameter optimization, SIMULINK, State variable, Least square error

1. 서 론

최근에 자동차의 전동화(Electrification)는 급격히 확산되고 있다. 하이브리드 자동차(HEV)는 보조금 없이도 잘 팔리는 시장을 이미 형성하였고, 플러그인 하이브리드(PHEV)나 전기자동차(EV, Electric Vehicle)는 보조금에 힘입어 급속히 판매대수를 늘려가고 있다. 전동화의 핵심은 배터리-인버터-모터로 구성된 전기구동시스템(Electric power train)이다. 이 시스템은 무게-부피-출력-효율 등에서 최대성능이 나오도록 설계되어야 한다. 인버터-모터 시스템은 이론적 해석과 수학적 모델링이 완성되어 최대 특성을 얻는 것이 가능하나, 배터리는 충전과 방전이라는 전기화학의 비대칭적 특성으로 인한 비선형성으로 선형 모델링이 어려워 최적 시스템을 설계하는 것이 쉽지 않다. 이 비대칭적 특성은 높은 전류로 충, 방전시 파라미터 값의 변화뿐 아니라 온도 변화시(고온 +65도에서 저온 -30도의 온도 변화) 출력특성

변화와 내부 파라미터들의 변화량이 수 백 퍼센트에 이를 정도로 비선형성이 심하다. 그 이유는 전기구동시스템에 사용되는 배터리는 모터 구동을 위해 고출력(High Power)을 필요로 하는데, HEV의 경우 10-C rate(충방전 전류를 배터리의 공칭용량(Nominal Capacity)으로 나눈 비율) 이상을 요구하고 EV 경우 3-C rate 이상의 전류 공급 능력을 가지는 배터리가 사용되기 때문이다. 반면에 스마트 그리드 분야에서 많이 사용되는 배터리 전력저장 장치(BESS)는 고용량(High Capacity)을 요구하기 때문에 상대적으로 요구되는 C-rate가 0.5C~2C 정도로 낮아서 배터리 특성이 선형에 가깝게 표현되어 모델링이 쉽다는 장점이 있다.

정확한 배터리 모델링이 중요한 이유는 충전량(SOC)이나 수명인자들은 내부 변수이기 때문에 직접 측정이 불가능하다. 따라서 간접방식(예를 들어 관측기(Observer)나 상태추정기(State Estimator))으로 알아내는데, 이 방식들은 모두 모델 추종(Model Reference) 방식이기 때문에 모델 파라미터값을 그대로 사용한다^{[1]-[6]}. 즉 배터리 모델 파라미터에 기반하여 관측기나 상태추정기를 설계할 경우, 모델 파라미터가 정확하지 않을 경우 원하는 성능을 얻어낼 수 없다.

그동안 매우 많은 연구들이 배터리 모델링을 위해 수행되었다. 연구 방향은 크게 두 흐름으로 구분된다. 먼저 화학이나 소재, 재료 전공자들이 배터리 자체의 화학

Paper number: TKPE-2020-25-3-10

Print ISSN: 1229-2214 Online ISSN: 2288-6281

[†] Corresponding author: iskim@ut.ac.kr, Dept. of Electrical Eng., Korea Nat'l Univ of Transportation
Tel: +82-43-841-5142 Fax: +82-43-841-5140
Manuscript received Jan. 30, 2020; revised Mar. 2, 2020; accepted Mar. 10, 2020

적 특성에 기반한 충, 방전 현상으로 모델링을 수행하는 것이다^{[6]-[9]}. 이 방식의 governing model은 Butler-Volmer Kinetics이 가장 대표적이라 할 수 있다. 배터리 내부 상태 변수를 전기 전도도, 온도, 전극 농도 등으로 표현하는 방식으로 배터리의 화학적 특징을 가장 잘 표현할 수 있지만, 실제 알고리즘으로 구현이 불가능한 약점을 가지고 있다. 내부 상태 변수를 외부에서 전기회로로 계측, 즉 전압이나 전류의 형태로 측정해야 하는데 이 방식에서는 화학적 변수와 전기적 변수를 연결 지을 수 있는 매개변수가 존재하지 않는 것이다. 또한 화학적 조성을 알아내기 위해 배터리를 해체(De-cap)해야 한다는 단점과 Butler-Volmer 수식이 전극과 전해액의 기본 조성(Formulation)에 지배되기 때문에 저온 출력 강화와 수명 사이클 향상을 위해 전해액에 추가되는 다양한 첨가제에 관한 화학적 변화를 알아낼 수 없다는 단점이 있다.

다른 방법으로는 전기회로나 수학적인 방식으로 접근하는 것이다. 가장 대표적인 방식이 배터리를 개방전압(OCV, Open Circuit Voltage)과 R-C 구성된 회로로 구성하여 상태방정식의 수학적 모델로 등가 표현하는 것이다^{[10],[11]}. 매년 수백 편의 논문들이 이 방식으로 발표되고 있으나 대부분의 논문들이 파라미터들의 비선형성을 polynomial fitting 변수로 표현하거나, 특정한 온도에서 동작시키거나, 일정전류로 충방전 하거나 혹은 낮은 C-rate로 시험되어 실제 전기구동시스템에 적용하기에는 부적절하였다. 또한 고효율 배터리를 구하기 어렵기 때문에 상용 18650 IMR 계열의 전지를 사용하여 시험한 논문들을 많이 볼 수 있는데, 실제로는 이러한 전지들은 전기구동 시스템에 사용할 수 없다.

2004년도에 Colorado 대학의 Gregory Plett 교수에 의해 발표된 배터리 모델링 기법에 관한 논문은 가히 혁명적이라 할 수 있다^{[12],[13]}. 이 논문에서는 다변수 상태방정식으로 표현된 배터리 모델링 기법이 제시되었다. 이 기법은 원하는 모델 정밀도(Accuracy)를 얻기 위해 배터리 상태변수(Relaxation Effects)를 계속 확장하는 방식을 취하여 다양한 온도 변화와 높은 C-rate에도 적용이 가능하다는 것이다. 이 모델링 기법은 대다수의 자동차 제작사에서 참조하고 있으며 현재도 계속 연구가 진행되고 있다.

이 논문에서 주의 깊게 보아야 할 부분이 System Identification and Parameter Optimization에 관한 내용이다^[13]. 전기회로나 기계동력학 시스템들은 Linear time invariant system으로 파라미터들이 선형이 많아서 쉽게 모델링이 가능하다. 하지만 전기화학 시스템은 충전과 방전의 동작 파라미터가 다른 비선형 시스템으로 온도, 압력, 입력전류 조건 등에 따라서 파라미터 변화가 매우 크기 때문에 파라미터 추출이 쉽지 않다는 문제점이 있다. 즉 배터리 시스템 설계의 난제는 제어기나 관측기 설계에 있는 것이 아니고 얼마나 정확히 배터리를 모델

링할 수 있는가에 달려있고 그 중 핵심은 선형화 모델이 가능한 파라미터를 정확히 추출해내는 기술이라고 할 수 있다.

Plett의 논문에서 다변수(Multi-variable) 상태방정식 수식에서 unknown parameter들로 구성된 출력 방정식을 구성하여 측정된 출력(예를 들어 배터리 전압)과의 최소자승오차(Least Square Error)를 계산할 수 있는 수학적 모델을 제시하였다. 이 기법을 통해 모델링 오차를 최소화시킬 수 있는 parameter들의 조합을 계산해 낼 수 있었다. 이 논문에서는 공칭용량, 저항, relaxation 파라미터, 히스테리시스에 대한 출력 파라미터들의 조합까지 모두 얻어낼 수 있음을 보여주었다. 이 방식은 다변수 시스템의 파라미터들의 실제값을 계산하는 것이 아니고 대신에 오차를 최소화시킬 수 있는 파라미터들의 조합을 구해내는 것이다. 따라서 실제 파라미터값과 계산된 파라미터 값에는 차이가 생길 수 있다. 하지만 이 논문의 적용 대상은 HEV이다. HEV 구동시스템에서 가장 중요한 배터리 상태변수는 현 상태에서의 최대 충방전 출력 제한값(Power Limit)을 얻어내는 것이다. 현실적으로 이 값을 주행 중 계산하기 어렵기 때문에 off-line 시험을 통해 충전량(SOC) vs. Power limit 표를 작성하여 주행 중 계산된 SOC 값에서 최대 충방전 power limit을 얻어내는 방식을 사용하고 있다. 따라서 HEV 시스템에서의 상태변수인 SOC 값을 정확히 추정하는 것은 연비 향상을 위해 가장 중요한 요소가 된다.

하지만 EV에서는 출력보다는 주행 가능 거리, 수명 등과 같은 배터리 내부 파라미터값을 정확히 알아내는 것이 더 중요하다. HEV에서 배터리 수명은 차량 수명과 같다고 볼 수 있지만, EV 배터리는 매일 충방전을 하게 되면 4~5년이면 수명 감소(용량 감퇴, 저항 증가)로 인해 교체가 필요하므로 수명이나 용량 변화를 예측하는 것이 핵심 기술이 된다. Plett 논문에서는 저항이나 용량 값들의 실제값을 계산하는 대신에 모델링 오차를 최소화시키는 조합을 구하는 방식을 적용하고 있기 때문에, 실제값과는 다른 용량이나 저항값을 얻을 수 있어 파라미터 값에 오차가 발생할 수 있다. 그 이유는 다변수 시스템의 global minimum을 구해야 정확한 파라미터 값이 얻어지는데, 배터리에서는 비선형으로 표현된 상태변수(예를 들어 OCV-SOC 관계나 히스테리시스)로 인해 다수의 local minimum이 존재하는데, parameter optimization 과정을 통해 얻어내는 조합들이 항상 global minimum으로 수렴하지는 않고 대부분 local minimum에 존재하기 때문이다. 이 문제는 초깃값을 잘 선정하여 주면 해결될 수 있으나, 이것 역시 쉬운 문제는 아니다.

본 연구에서는 이러한 단점들을 보완하고 EV에 적용 가능한 배터리 모델링 기법을 제시하고자 한다. 기본적으로 Plett 교수가 제시한 모델링 기법을 적용하면서 용량이나 저항과 같은 SOH(State of Health)에 관련된

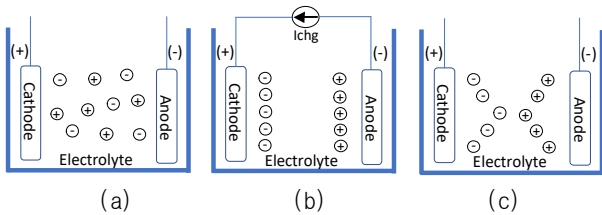


Fig. 1. Relaxation effect. (a) Rest, (b) Charge, (c) Diffusion.

파라미터들은 off-line test를 통해 값을 구한 다음, 나머지 상태변수나 파라미터들을 optimization 과정을 통해 얻어내는 것이다. 제안된 방식은 기존과 동일한 모델링 오차를 유지하면서 SOH에 관련된 정확한 파라미터들은 off-line 테스트를 통해 얻어낼 수 있기 때문에 SOH 관련 알고리즘을 개발할 때 이 방식을 적용하면 훨씬 더 좋은 결과를 얻어낼 수 있을 것으로 기대한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 배터리의 전기화학적 특성에 기반한 내부 상태변수를 정의하고 모델링에 필요한 내부 상태변수들과 파라미터들을 정의한 후에 각 항목들을 충방전기(Cycler)를 통한 시험으로 알아내는 과정에 대해 설명한다. 다음 장에서는 최적 파라미터 추출을 하기 위한 수학적 기법에 대해 제시하고, 얻어진 파라미터들을 이용하여 Simulink 모델로 표현한다. 다양한 시험패턴을 이용하여 제시된 수학적 모델과 실제 측정값과의 오차를 비교 분석하여 이 방식의 정당성을 입증한다.

2. 내부 상태변수 정의

2.1 분극전압(Relaxation Voltage)

배터리는 화학에너지를 전기에너지로 변환하는 장치로 크게 4개의 구성요소(양극, 음극, 전해액, 분리막)로 구성된다. 양극과 음극물질의 표준환원 전위차에 의해 개방전압(OCV, Open Circuit Voltage)이 형성되며, 전극내부의 저항과 ohmic contact으로 구성된 저항(R), 그리고 충방전시에 발생하는 분극(Polarization) 전압(Plett 논문에서는 relaxation effect라 칭함)으로 구성된다. 이 중 relaxation effect를 표현하기 위해 대부분의 논문에서는 R-C 회로로 통칭하여 사용하는데 높은 C-rate에서는 정확한 값을 얻어내기가 매우 어렵다. Relaxation effect를 정확히 이해하고 특성을 알아내기 위해서는 충방전시 발생하는 전해액의 등가전위에 대한 이해가 반드시 필요하다.

전해액(Electrolyte)은 기본적으로 내부 전위 편차가 없는 등전위(Equipotential) 상태이다(그림 1(a)). 충방전을 수행할 경우 전극에 전하집중(Charge Concentration) 현상이 발생하여 전해액 내부에서 전위차가 발생하게 된다. (그림 1(b)). 전류가 다시 0이 되었을 경우 전극에 집중된 전하들이 확산(Diffusion)에 의해 시상수를 가지고 등전위로 수렴하게 된다. (그림 1(c)). 시상수와 수렴

시간은 충전 전류, 충전량, 온도 등의 값에 의해서도 달라지게 된다. 따라서 배터리 단자전압 V_t 는 전극 간 전위차+저항 전압+전해액 등가전위로 나타낼 수 있으며 수학적 표현식은 $V_t = V_{OCV} + IR + V_{relax}$ 이다. V_{relax} 을 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

- 30 분 이상 전류가 0 인 상태를 rest 라 정의하고, rest 시의 relaxation 전압은 0 이다. 이때 단자전압 $V_t = V_{OCV}$ 이다.
- 일정 전류(Constant)로 장시간 충방전할 경우 relaxation 전압은 0으로 수렴한다. 이때 단자전압 $V_t = V_{OCV} + IR$ 이다.
- 충방전이 펄스형태로 이루어질 경우 relaxation 전압은 지수 함수적으로 증가, 감소하여 일정한 값으로 수렴하게 된다. 단자전압 $V_t = V_{OCV} + IR + V_{relax}$ 이다.

Relaxation 현상을 R-C회로로 표현하는 것은 어렵기 때문에 Plett 논문에서는 다음과 같은 수식을 사용하였다. f 는 상태변수 차수로 1~4차 정도를 사용하고 R-C 회로가 직렬로 연결된 개수와 같은 의미이다. y_f 는 relaxation 전압을 의미하며 k 는 이산 시스템의 샘플링 주기이다.

$$\begin{aligned} f(k+1) &= A_f f(k) + B_f i(k) \\ y_f(k) &= G_f f(k) \end{aligned} \quad (1)$$

EV에서는 2차 f 를 적용하면 relaxation 전압은 다음의 수식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} f_1(k+1) \\ f_2(k+1) \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1(k) \\ f_2(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B_{1f} \\ B_{2f} \end{pmatrix} i(k) \\ y_f(k) &= G_1 f_1(k) + G_2 f_2(k) \end{aligned} \quad (2)$$

α_1, α_2 는 relaxation에 의해 발생하는 지수함수 파형을 만들어 주기 위한 파라미터이고 G_1, G_2 는 rest 와 일정전류 충방전 시 relaxation 전압조건을 형성하기 위한 파라미터이다.

2.2 히스테리시스(Hysteresis)

히스테리시스의 개념은 자기회로의 B-H 커브와 비슷하다. 충전이나 방전을 지속하다 rest 상태로 전환되면 충방전을 계속한 상태의 전압보다 높거나 낮은 전압으로 유지되는 현상을 말한다. 배터리 물성에 따라서 결정되기 때문에 정확한 수식이나 양상보다는 파라미터 최적화 과정에서의 오차를 최소화하기 위한 여분의 변수로 생각하는 것이 적절하다. 히스테리시스 값은 간단히 상수값이나, 전류의 부호에 따라 변화하는 값으로 정해도 상관없지만 Plett 논문에서는 충방전 전류의 부호가



Fig. 2. Cycler and chamber.

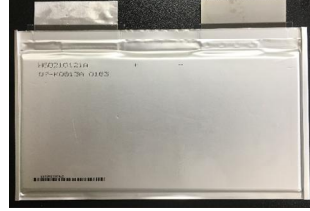


Fig. 3. Test cell (6.5Ah).

바뀌는 순간에 히스테리시스 값이 최대/최소값으로 변화한다고 가정하고 수식을 다음과 같이 표현하였다. 이 수식에서 전류가 0일 때 히스테리시스 $h(k)$ 는 0이고 전류의 크기에 비례하는 $h(k)$ 를 얻을 수 있다.

$$f_{ac}(k) = e^{-\left| \frac{i(k) \cdot \gamma}{C_n} \right|} \quad (3)$$

$$h(k+1) = f_{ac}(k)h(k) + (1 - f_{ac}(k))sgn(i(k))$$

2.3 충전량(SOC, State of Charge)

충전량은 용량대비 남아있는 양으로 정의하며 충방전 전류에 의해 변화된다. 일반적으로 충전량은 전류적산(Current counting) 방식으로 정의되며 다음의 수식으로 표현된다. η_i 는 충방전 효율이며 C_n 은 용량이다. 업데이트 시간 Δt 는 1초로 하는 것이 편리함으로 이 논문에서는 1초로 설정하였다.

$$z(k+1) = z(k) + \frac{\eta_i i(k) \Delta t}{C_n} \quad (4)$$

3. 배터리 시험을 통한 파라미터 추출

충방전 시험을 통해 배터리 파라미터를 얻어내게 된다. 시험 장비는 충방전기와 항온항습 챔버로 구성된다. 충방전기(Cyclor, (주)PnE Solution) 사양은 전압 5V이고 충방전 전류는 100A이다. UPS 내장으로 장기 사이클 시험 가능하며 항온항습 챔버 사양은 -20도~+80도이다. 시험에 사용된 셀은 HEV 전용 셀로서 H-사 하이브리드에 사용되었다. 공칭용량은 6.5Ah이며 동작 전압은 4.2V ~ 2.75V이다. 셀의 성능은 10-sec power 기준으로 10-C 이상의 충방전이 가능하며 충방전 효율은 99.9%로 거의 1이다.

3.1 용량(Capacity) 측정 시험

모델링 파라미터로서 용량을 측정하기 위한 시험은 여러 가지 정의가 있을 수 있으나, 본 연구에서는 1-C 충방전 용량을 기준으로 정하였다. 용량은 무부하 상태에서 얻을 수 있는 최대한의 Ah로 통칭되고 있다. 논문이나 다른 시험 정의에 의해 0.05-C 충방전 용량으로 용량을 정할 수도 있으나, HEV나 EV의 동작 조건을 감안한다면 1-C 충방전 용량이 더 적합할 것으로 판단

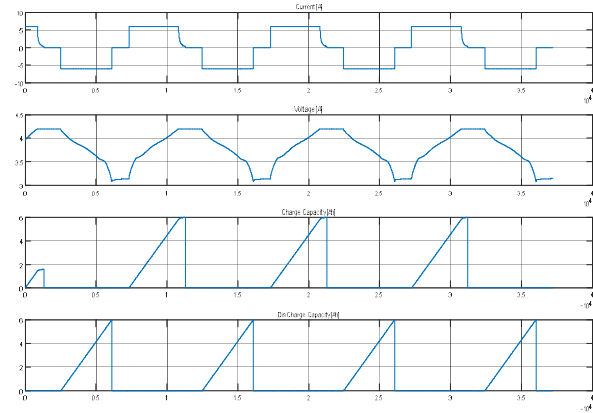


Fig. 4. Capacity test result.

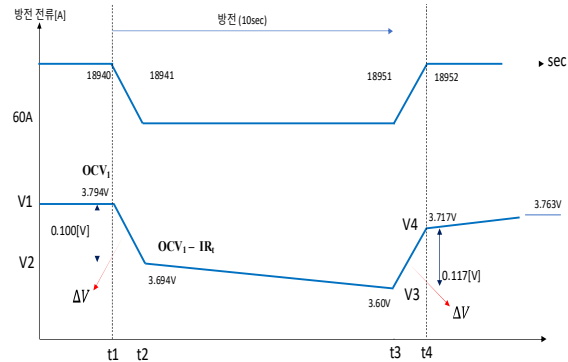


Fig. 5. Voltage waveform for dynamic resistance calculation.

되었다. 시험과정은 다음과 같다. Rest는 30분이다. 먼저 6A로 4.2V까지 CC(Constant Current) 충전한 후 충전 전류가 0.05-C 미만이 될 때까지 4.2V로 CV(Constant Voltage) 충전한다. 다음 rest 후 6A 방전을 시작하여 방전용량이 6Ah에 도달할 까지 지속한다. 다음 rest 하고 6A 충전을 시작하여 충전용량이 6Ah에 도달할 때까지 지속한다. 다음 rest한 후에 처음 과정을 4번 반복한다. 그림 4에서 볼 수 있듯이 충전 용량과 방전 용량은 거의 동일하며 6Ah로 주어짐을 알 수 있다. 따라서 배터리 효율 $\eta_i = 1$ 로 정한다. 실제로 셀의 이론적인 용량은 6.5Ah이지만 3.2V 미만에서의 에너지는 매우 작기 때문에 배터리 보호를 위해 3.2V까지만 사용하도록 한다.

3.2 저항 측정

저항은 전류가 흐르면서 발생하는 전압 강하로부터 계산되는 동적저항(Dynamic resistance)이다. 이것은 전류의 지속시간과 동적저항의 크기와는 상관관계가 없다는 것이다. 즉 전압, 전류 측정 간격을 0.1[sec]로 하나 1[sec]로 하나 전류의 크기가 선형이라면 동적 저항의 크기는 같다는 뜻이다. 예시로 그림 5에 전류 60 A가 10초 동안 흐를 때 전압의 파형을 1초 간격으로 나타내었다. 18940[sec]에서 전류가 0 → -60[A]로 변화할 때 전압은 3.794[V]에서 3.694[V]로 감소하였다. 동적 저항 $R = \Delta V / \Delta I = 1.7 [m\Omega]$ 이다.

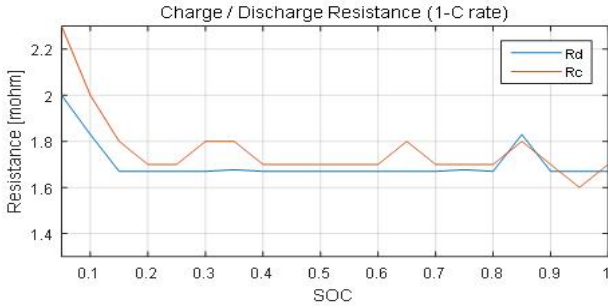


Fig. 6. Resistance for full SOC range.

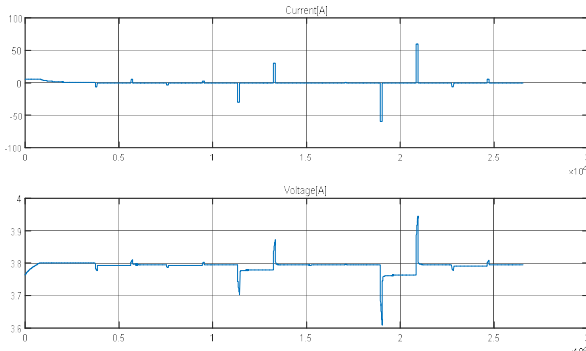


Fig. 7. Voltage for various discharge/charge pulse current.

저항을 측정할 때 두 가지 중요한 점이 있다. 첫째는 반드시 rest 상태에서 시작해야 한다는 것으로 초기전압이 OCV인 상태에서 측정을 시작해야 한다는 점이다. 두 번째는 전류와 전압의 측정 시기가 일치해야 한다는 것이다. 이것을 전류, 전압의 동기화라 한다. 일반적으로 상용화된 BMS 전용칩의 경우 동기화에 의해서 측정을 시행하기 때문에 문제가 없으나 개별 소자나, 부품으로 측정시스템을 구성한다면 반드시 고려하여야 한다.

저항 측정은 OCV 시험과 함께 수행되었다. OCV 시험에서 1-C 충방전 조건에서 SOC 전 영역(Full Range)에서 얻어진 저항값을 그림 6에 나타내었다. 이 저항값은 (t1~t2) 구간과 (t3~t4) 구간의 저항값을 각각 측정하여 얻어졌는데, 거의 같은 값을 가지고 있다. SOC 10% 미만에서는 저항값이 증가하여 출력이 낮아짐으로 전기구동시스템에 사용하기는 어렵다. 따라서 1-C 충방전에 대한 실제 사용 영역에서의 저항값은 1.7 [mΩ]라고 할 수 있다.

다양한 크기의 충방전 전류에 대한 저항값을 측정하였다. 보다 정밀한 측정을 위해서 이번에는 0.1[sec] 간격으로 데이터를 저장하여 분석하였다. 충방전 시간은 10초이고 rest 시간은 30분이다. 충전과 방전 사이에 rest 기간이 포함되어 있다. 충방전 전류 Profile 다음과 같다. 6A 방전/충전 → 3A 방전/충전 → 30A 방전/충전 → 0.6A 방전/충전 → 60A 방전/충전 → 6A 방전/충전. 셀 전압 3.8[V]에서 시험을 시작하여 종료시 3.8[V]로 유지되었다. 전류, 전압에 대한 파형이 그림 7에 나타나 있다.

TABLE I
RESISTANCE FOR VARIOUS CURRENT (unit: mΩ)

CURRENT	CHARGE RESISTANCE (Rc)	DISCHARGE RESISTANCE (Rd)
± 6 [A]	1.7	1.7
± 3 [A]	1.8	1.7
± 30 [A]	1.7	1.7
± 0.6 [A]	1.7	1.7
± 60 [A]	1.8	1.7
± 6 [A]	1.7	1.7

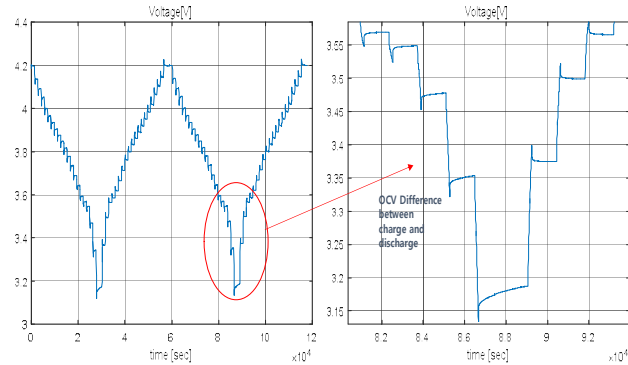


Fig. 8. OCV test result showing hysteresis.

각각 충방전 구간에서 측정된 충방전의 동적 저항은 다음과 같다. 저항 단위는 (mΩ) 이다. 표 1에서 알 수 있듯이 동적 저항은 SOC 전 영역에서의 1-C 충방전 결과와 SOC 50% 대역에서 0.1-C~10-C 충방전 결과와 동일하게 1.7 mΩ 을 가짐을 알 수 있다.

3.3 개방전압(OCV) 측정 시험

OCV-SOC table을 얻기 위한 시험으로 SOC 5% 간격(20단계)으로 개방전압을 측정하기 위해 시험을 수행하였다. Rest는 30분으로 정한다. 셀을 6A로 CC/CV 충전한다. 다음 6A 방전을 3분(180초) 동안 진행한 후 rest시킨다. 이는 SOC 5% 감소를 가져오게 된다. 이 과정을 20 사이클 반복한 후 rest 후 6A 충전을 3분 진행한 후 rest 시킨다. 이는 SOC 5% 증가를 가져온다. 이 과정을 20 사이클 반복한다. 최종적으로 전체과정을 2번 반복하여 다음 데이터를 얻는다.

그림 8에서 충전과 방전의 OCV 차이가 발생하게 되는데 대략 10~20mV를 유지하고 있다. 2번 사이클을 돌려도 동일한 OCV 차이를 보여주고 있다. 이때의 충전, 방전시간은 180초이다. 이것을 히스테리시스 때문에 생기는 현상이라고 봐도 무방하나, 저항 측정 두 번째에서 10초 충방전(Pulse type)에서는 충전과 방전의 OCV 가 동일하다. 이 두 결과로부터 전류 지속 시간에 따라서 히스테리시스 전압이 형성되기도 하고 0이기도 하다는 것을 알 수 있다. 그렇다면 또 다른 전류지속 시간에 대해

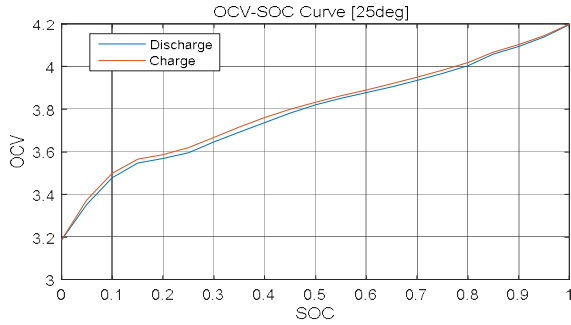


Fig. 9. SOC-OCV curve for charge, discharge case.

서는 얼마 정도의 OCV 차이가 발생할지에 대해서도 정해 주어야 한다. 또한 OCV 값을 정할 때 충전값을 기준으로 할지 방전으로 정할지, 아니면 중간값으로 정할지 등과 같은 사항들도 결정해야 한다. 그림 9에 SOC-OCV 그래프를 표시하였다.

4. 배터리 모델링 및 파라미터 최적화

2장에서 정의한 배터리 내부 상태변수와 출력방정식으로 다음과 같은 상태 공간 표현식을 구성하였다.

$$\begin{bmatrix} f_1(k+1) \\ f_2(k+1) \\ h(k+1) \\ z(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & f_{ac}(k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1(k) \\ f_2(k) \\ h(k) \\ z(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{1f} & 0 \\ B_{2f} & 0 \\ 0 & 1-f_{ac}(k) \\ \frac{n_i}{C_n} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(k) \\ \text{sgn}(i(k)) \end{bmatrix} \quad (5)$$

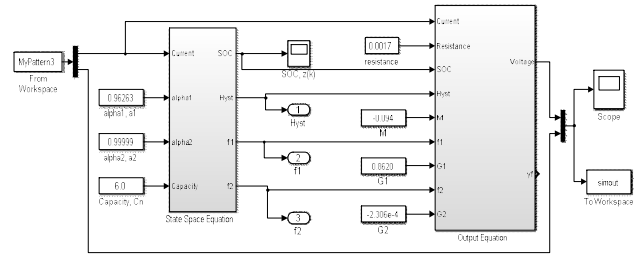
$$\begin{aligned} y(k) &= OCV(z(k)) + Ri(k) + Mh(k) + y_f(k) \\ &= OCV(z(k)) + Ri(k) + Mh(k) + G_1f_1(k) + G_2f_2(k) \end{aligned}$$

배터리의 상태변수는 $f_1(k)$, $f_2(k)$, $h(k)$, $z(k)$ 이며, 미지의 파라미터는 α_1 , α_2 , γ , M , G_1 , G_2 이다. 출력 $y(k)$ 는 배터리 모델 전압을 의미한다. 히스테리시스 $h(k)$ 는 상수로 결정하거나 좀 더 단순화된 수식을 사용하여도 되고, 때로는 제거해도 무방하다. 여기에서는 정규 파라미터(Nominal value)외에 모델링 되지 않는 unknown term(ΔA_f , ΔB , ΔC , ...)으로 고려하였다.

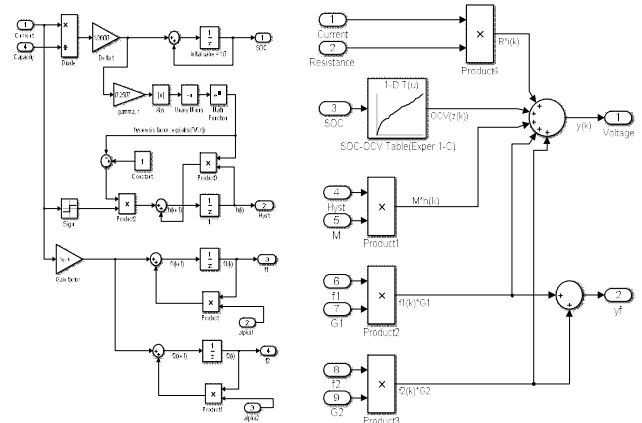
최적 파라미터를 얻어내는 방법은 기본적으로는 최소자승법(LSM, Least square method)을 사용하고 있다. 여러 개의 파라미터로 구성된 다변수(Multi-variable)함수의 최적파라미터를 구하는 것은 오차함수로 구성된 다변수 함수의 최소값을 구하는 것과 같은 문제이다. 먼저 미지의 파라미터로 구성된 출력 $y(k)$ 과 실제 배터리 출력 $voltage(k)$ 와의 차이를 오차 $e(k)$ 로 정의한다.

$$\begin{aligned} e(k) &= voltage(k) - y(k) \\ &= voltage(k) - OCV(z(k)) - Ri(k) - Mh(k) - G_1f_1(k) - G_2f_2(k) \end{aligned} \quad (6)$$

$k = [1 \dots N]$ 벡터로, $E = [e(1) e(2) \dots e(N)]$ 은 $1 \times N$ 벡터가 된다. Error의 벡터 놈(Norm)을 다음과 같이 정의하면



(a)



(b)

(c)

Fig. 10. Simulink model. (a) System, (b) State space equation, (c) Output equation.

$$Q = \frac{EE^T}{N} \quad (7)$$

Q 의 최소값을 갖는 unknown parameter ($G_1, \alpha_1, G_2, \alpha_2, M, \gamma$) 값의 조합을 구하면 실제 배터리 에 가장 유사한 배터리 모델을 얻을 수 있다. 즉 Q 함수의 매개변수는 ($G_1, \alpha_1, G_2, \alpha_2, M, \gamma$) 이고 변수의 최소값을 찾는 문제가 최적 파라미터를 구하는 문제와 동치(Logical Equivalency)가 된다.

Matlab library인 *fminsearch* 함수는 다변수로 이루어진 함수 $f(x_1, x_2, \dots, x_k)$ 에서 초기값 x_0 값이 주어지면 가장 최소값을 갖는 $f_{minimum}$ 을 찾아주는 함수이다. 동시에 최소값을 가지기 위한 x_1, x_2, \dots, x_k 값을 얻을 수 있다. 배터리에서는 다변수 함수가 범위에 따라서 비선형으로 나타날 수 있기 때문에 초기값 x_0 를 정해주는 값에 따라서 결과값이 다르게 나오는 문제점이 있다. 이는 *fminsearch* 함수가 global minimum을 가지는 x_1, x_2, \dots, x_k 값의 조합을 결정하기 때문이다. 파라미터 최적화 과정은 다음과 같다. 파라미터의 초기값(임의의 값)으로 구성된 출력방정식 $y(k)$ 과 다양한 충전방진류 패턴으로 얻어진 배터리 전압 $voltage(k)$ 에서 $Q(k)$ 를 작성 후 *fminsearch* 함수를 이용하여 최소값과 이때의 파라미터 조합을 얻어낼 수 있다. 즉 $k=1, 2, \dots, N$ 까지 증가시키면서 $Q(k)$ 값이 가장 작은 파라미터 값들이 바로 최적파라미터이다.

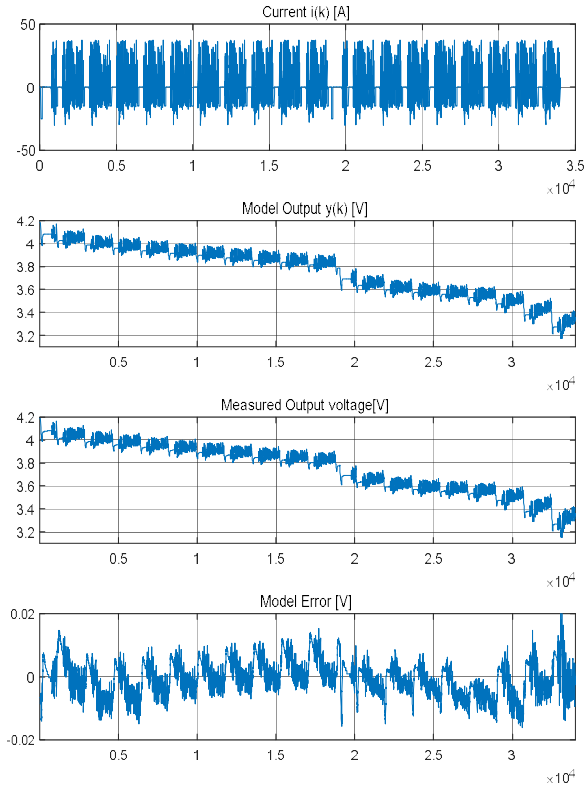


Fig. 11. Battery model accuracy for full operational range.

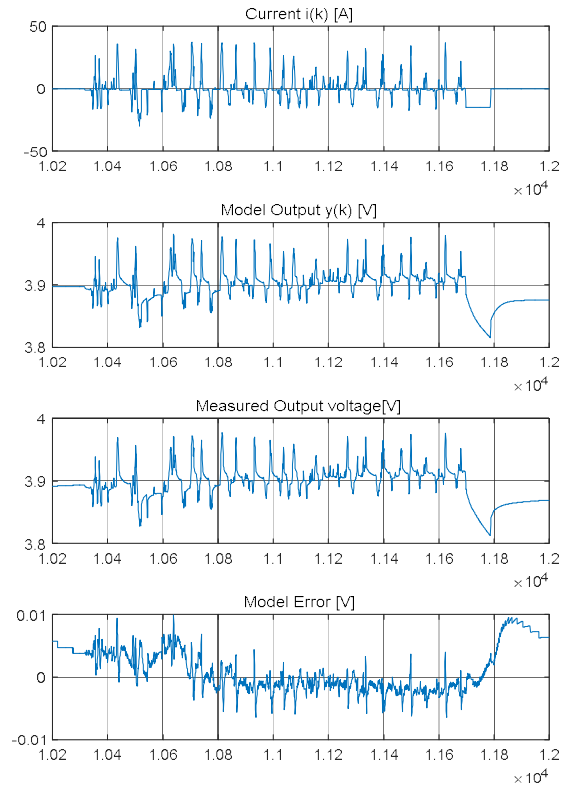


Fig. 12. Magnification of figure 11.

5. 시뮬링크 모델 시험 결과

배터리 모델 상태방정식과 출력방정식을 이용하여 시뮬링크 모델을 구축하였다.

인버터-모터 제어부는 이미 시뮬링크 모델로 완성되어 있기 때문에 배터리 모델을 추가하면 전기구동 전체 시스템에 대한 해석이 가능한 이점이 있다. 또한 배터리 알고리즘을 개발하기 위한 관측기나 상태 추정기를 설계, 해석하기 위해서도 반드시 필요한 모델이다.

충방전 전류는 18개의 반복 패턴과 2개의 초기 패턴으로 이루어져 있다. 1개의 반복 패턴은 총 0.58[Ah]의 전류를 방전한다. 만 충전 상태에서 충방전을 시작하여 차단 전압(3.0[V])까지 수행되었다. 네 번째 그림의 모델 오차를 보면 전 영역에서 $\pm 10 [mV]$ 범위에서 나타나고 있다. 이는 SOC 기준으로 1%의 모델링 오차에 해당한다. 4.2V에서 3.2V까지를 SOC full range라고 하면 10 mV는 SOC 기준 1%에 해당하기 때문이다.

좀 더 자세한 결과 분석을 위해 패턴 일부분(SOC 50% 부근)을 확대하여 그림 12에 표시하였다. 입력전류, 모델 전압, 측정 전압, 오차 전압이 표시되어 있다. 그림에서 11700초에서 90초 방전 후 OCV 수렴하는 과정에서 오차가 급격히 커짐을 알 수 있다. 이것은 파라미터 최적화 과정에서 방전 OCV를 적용했는데, 패턴에서는 충전과 방전을 반복하다가 90초 방전하게 되면 OCV 시험에서 얻어진 데이터와 다른 양상을 보여준다는 것을 알 수 있다.

6. 온도변화, 팩 시스템에 대한 고려

주어진 배터리 시험은 25도에서 실시되었다. 실제 동작온도(-30도 ~ 65도) 범위에 맞는 배터리 모델파라미터를 얻는 방법은 여러 가지가 있을 수 있으나, 상태공간 표현식에 관련된 파라미터들은 온도변화와 무관하고 출력방정식에 관련된 파라미터들(OCV, R, M, G_1, G_2)만 온도에 따라서 변화한다고 가정하는 것이 시스템을 단순화시킬 수 있어서 상용화에 적용 가능한 관계식을 얻을 수 있다. 즉 온도별(예를 들어 25도에서 10도씩 변화시키면서) 데이터를 이용하여 출력 방정식 파라미터들을 얻어내고, polynomial fitting을 통해 온도 계수를 얻어내면 된다. 온도별 시험 결과는 생략하도록 한다.

배터리 팩은 96개의 정도의 셀을 직렬로 연결하여 300[V] 정도로 팩 전압을 유지하게 된다. 제시된 모델의 시험 방법을 단위셀(3.7V) 대신에 팩 전압으로 대치하면 배터리 팩에 대한 모델을 확립할 수 있다. 단위셀 모델을 확장하여 팩으로 적용해도 되지만, 여러 요인들(예를 들어 inter-connection 저항, 셀 편차, 밸런싱 등)로 인해 오차가 커지는 단점이 있으므로 배터리 팩으로 시험한 결과를 모델링에 적용하는 것이 좋다. 팩 실험은 전압과 에너지가 크므로 안전을 위해서 반드시 방폭실에서 수행되어야 한다. 현실적으로 학교 연구실 단위에서 팩 실험을 하기에는 예산과 제반 시스템 구축, 그리고 안전등의 이유로 불가능한 경우가 많으므로 본 논문에서는 셀 단위 시험으로 마무리하였다.

7. 결 론

본문에서 배터리 내부 변수 정의, 파라미터 추출을 위한 배터리 시험 방법, 상태공간 표현식과 최적 파라미터 추출을 위한 수학적 방법에 대해서 서술하였다. 시뮬링 크 모델이 제시되었고 25도에서 10시간 정도의 full range 시험을 통해 1% 정도의 오차를 가지는 것으로 나타났다. 오차 발생이 주로 펄스 형태(5C 이상)의 충방전이 끝나고 정전류(CC) 방전 후 rest 시간에 OCV에 수렴하면서 발생하는 것으로 파악되었다. 오차 요인으로는 CC 충방전을 통해 얻어진 SOC-OCV 값이 실제 펄스 형태의 충방전 후 CC 충방전 값과 당연히 다를 것으로 생각되며, 또한 이때 발생하는 히스테리시스 값도 수학적 표현방식과 오차를 가지기 때문에 생기는 것이라 판단된다.

본 연구는 실제 상용화를 목적으로 하고 있다. 모델 단순화를 위해 Relaxation 차수를 1차로 하고 히스테리시스 표현식을 단순화하거나 없애기도 해 보았으나, 모터 응용 분야와 같이 초기 기동토크가 크고 반대로 펄스형태의 회생 전력이 발생하는 분야에서는 오차가 너무 커지는 단점이 나타났다. EV나 전기 철도와 같은 고출력을 필요로 하는 분야에서는 제시된 모델이 가장 적합할 것으로 판단되나, 이는 개선의 여지가 있다. 특히 용량을 산출하는 시험 프로세스나 OCV 시험 프로토콜의 적합성에 대해서는 깊은 이론적 연구와 많은 시험이 필요할 것으로 생각된다.

전기자동차 제작사에서 배터리 응용 소프트웨어(Application logic)를 작성할 때 처음에 시작하는 것이 배터리 모델링이다. 보통 전기전자 공학 전공자들이 전기화학 이론적 지식 없이 수리적인 방법이나 회로모델링으로 접근하는데, 그 전에 먼저 배터리 물성을 이해하고 화학적 현상을 수학적 방법으로 표현하거나 전기적인 표현으로 이해하려는 노력이 반드시 필요하다. 배터리는 전기보다는 화학이기 때문이다.

이 논문은 2020년 한국연구재단 기초연구과제(NRF-2018R1D1A1B07041728)와 2020년도 산업기술평가관리원(KEIT) 소재부품기술개발사업 연구비 지원(G012000120102)으로 작성되었습니다.

이 논문에서 배터리 시험, 충방전기 Script 작성, Matlab Data Archiving 등은 석사과정 이규민 학생에 의해 수행되었습니다.

Reference

- [1] Jin Xu et al., "The state of charge estimation of lithium-ion batteries based on a proportional-integral observer," *IEEE TRANS. Vehicular Technology*, Vol. 63, No. 4, pp. 1614-1621, May 2014.
- [2] L. Xu, J. Wang, and Q. Chen, "Kalman filtering state of charge estimation for battery management system based on a stochastic fuzzy neural network battery model," *Energy Convers. Manag.*, Vol. 53, No. 1, pp. 33-39, Jan. 2012.
- [3] X. Hu, F. Sun, and Y. Zou, "Estimation of state of charge of a lithium-ion battery pack for electric vehicles using an adaptive luenberger observer," *Energies*, Vol. 3, No. 9, pp. 1586-1603, Sep. 2010.
- [4] C. Lin, F. Zhang, H. Xue, and X. Lu, "Estimation of battery state of charge using H-infinity observer," in *Proc. 7th IPEMC*, pp. 422-428, 2012.
- [5] F. Zhang, G. Liu, L. Fang, and H. Wang, "Estimation of battery state of charge with H^∞ observer: Applied to a robot for inspecting power transmission lines," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, Vol. 59, No. 2, pp. 1088-1095, Feb. 2012.
- [6] A. P. Schmidt et al., "Lumped parameter modeling of electrochemical and thermal dynamics in lithium-ion batteries," in *IFAC Proc. Volumes*, Vol. 43, No. 7, pp. 198-203, Jul. 2010.
- [7] K. Y. Oh et al., "A novel phenomenological multi-physics model of li-ion battery cells," *Journal of Power Sources*, Vol. 326, pp. 447-458, Sep. 2016.
- [8] A. Fotouhi et al., "A review on electric vehicle battery modelling: From lithium-ion toward lithium-sulphur," *Renewable Sustainable Energy Review*, Vol. 56, pp. 1008-1021, 2016.
- [9] S. Nejad, D. T. Gladwin, and D. A. Stone, "A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery states," *Journal of Power Sources*, Vol. 316, pp. 183-196, 2016.
- [10] H. He, R. Xiong, and J. Fan, "Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach," *Energies*, Vol. 4, pp. 582-598, Mar. 2011.
- [11] C. Lin, "Comparison of current input equivalent circuit models of electrical vehicle battery," *Chin. J. Mech. Eng.*, Vol. 41, pp. 76-81, Dec. 2005.
- [12] G. L. Plett, "Extended kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 1. background," *Journal of Power Sources*, Vol. 134, pp. 252-261, Aug. 2004.
- [13] G. L. Plett, "Extended kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs. Part 2. modeling and identification," *Journal of Power Sources*, Vol. 134, pp. 262-276, Aug. 2004.



김일송(金一松)

1991년 연세대 전자공학과 졸업. 1994년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 2005년 동 대학원 졸업(공학박사). 1994년~1999년 현대전자 위성사업단. 2005년~2007년 LG화학 배터리 연구소 책임연구원. 2007년~현재 한국교통대 전기공학과 교수. 2013년 North Carolina State University, FREEDM Center 방문교수.

[1] Jin Xu et al., "The state of charge estimation of lithium-ion batteries based on a proportional-integral