

SOC Estimation of an LFP Battery using Extended Kalman Filter with Extracted Parameter

추출된 파라미터 기반의 확장칼만필터를 이용한 리튬인산철 배터리의 SOC추정

Hee-Sung Lim · Sang-Hyuk Lee · Kyo-Beum Lee

임희성* · 이상혁** · 이교범†

Abstract

This paper proposes a method to estimate SOC(State of charge) by extracting parameters for each circuit element of an LFP(LiFePO₄) battery equivalent circuit model and combining the Extended Kalman Filter and coulomb counting method. A lithium battery cell is generally modeled using an equivalent circuit, and parameters for each circuit element of the battery model can be extracted using pulse charging and discharging curves. Those curves are collected experimentally to characterize battery performance at various operating points. Numerical optimization algorithms are repeatedly performed in computer simulation to minimize errors in battery models and experimental data. SOC is estimated using extracted parameters and the Extended Kalman Filter algorithm.

Key Words

LiFePO₄, LFP, SOC, SOH, Extended Kalman Filter, Battery, BMS, Modeling, Parameter

1. 서론

친환경 차량의 보급이 확대됨에 따라 주동력원인 배터리의 중요성이 커지고 있다. 특히 장거리 운행이나 급속충전의 조건을 만족시키기 위하여 대용량 배터리를 채용하고 있으며 이와 관련된 연구도 활발히 진행되고 있다[1]. 대전류가 흐르는 대용량 전지의 경우 과충전 및 과방전, 열폭주와 같은 문제가 발생할 경우 큰 사고로 이어질 수 있어 배터리의 안전성 확보를 위한 상태 추정 기법이 필요하다[2].

리튬인산철 배터리는 구조적인 안정성과 우수한 수명 특성으로 인하여 전기자동차 및 ESS(Energy Storage System)에 폭넓게 적용되고 있다. 그러나 대부분의 SOC(State of Charge) 구간에서 SOC-OCV(Open Current Voltage) 곡선이 평평한 특징을 나타내며 전류 펄스 이후에 OCV에 도달하기 위한 긴 휴지시간이 필요하다. 이러한 특성은 런타임 시 배터리의 상태 추정을 어렵게 하여 정확한 SOC 추정을 위해서는 보다 정밀한 기법이 요구된다[3].

배터리의 상태 추정을 위한 기법 중 수학적 모델은 크게 전

기화학 모델, 등가회로 모델 방법이 사용된다[4]. 전기화학 모델의 경우 정확성이 높지만 계산 복잡도와 연산속도가 느린 것이 단점이다. 반면, 등가회로 모델은 저항과 커패시터 등의 전기적 특성을 기반으로 연산속도가 빠르고 구현이 용이하다[5]. 등가회로 모델의 특성 파라미터는 OCV, 직렬저항, 병렬 저항, 커패시턴스로 구성된다.

본 논문에서는 리튬인산철배터리 등가회로 모델의 각 회로 요소별 파라미터를 추출하고 칼만필터와 전류적산법을 조합하여 SOC 추정방법을 제안한다.

배터리 파라미터 추출을 위해 배터리의 상태특성을 나타내는 펄스 충방전 곡선이 필요한데 이는 간헐적 정전류 기법(GITT : Galvanostatic Intermittent Titration Technique)을 이용하여 수집한다[6][7]. 컴퓨터 시뮬레이션으로 수치최적화 알고리즘을 반복 수행하여 수집된 실험데이터와 배터리모델의 오류를 최소화한다.

2개의 RC등가회로에서 추출된 파라미터를 기반으로 확장칼만필터와 전류 적산법을 적용하여 SOC를 추정한다. SOC 추정은 초기 조건에서 인위적으로 오차를 추가한 전류 프로파일의 실험데이터로 검증한다.

† Corresponding Author: Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University, Korea.
E-mail: kyl@ajou.ac.kr
<https://orcid.org/0000-0002-2125-9500>

* Dept. of Fuelcell System Performance Development, K-Fuelcell, Korea.
E-mail: heesunglim@ajou.ac.kr
<https://orcid.org/0000-0003-1320-6465>

** Dept. of Research Center, IFTech, Korea.
E-mail: 121wind@naver.com
<https://orcid.org/0009-0005-8114-2485>

Received: Sep. 16, 2023 Revised: Oct. 10, 2023 Accepted: Oct. 11, 2023

Copyright © The Korean Institute of Electrical Engineers

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

2. 배터리 모델링

본 장에서는 리튬이온전지 배터리의 특성을 포함한 실험데이터를 이용하여 등가회로 모델을 구성하고 매트랩 시뮬레이션을 수행하여 매개변수를 추출한다. 등가회로 모델은 배터리의 전기적 특성을 모델링하여, 배터리의 동작을 이해하고 설계하는데 사용되는 회로이다[8]. 배터리 등가회로는 각 셀의 전압, 내부저항, 전기용량 등을 고려하여, 배터리를 단순한 회로로 모델링한 것이다. 일반적인 등가회로 모델을 살펴보면 다음의 그림 1과 같다.

2.1 일반적인 등가회로 모델

등가 회로 모델은 일반적으로 배터리 성능을 예측하고 BMS (Battery Management System)에서 SOC를 추정하는 2가지 목적으로 사용된다. 그림 1은 배터리 셀의 일반적인 등가회로 모델이다. 배터리 셀 하나의 등가회로는 배터리팩의 성능 예측을 위한 모델링의 구성요소로 사용된다. 등가 회로 모델 구조는 전압 소스 E_m , 직렬저항 R_0 , 자가 방전과 충전 손실인 I_p 로 나타내며 직렬로 연결된 하나 이상의 병렬 RC 분기 회로로 구성된다. 리튬배터리는 방전효율이 높고 자가 방전률이 낮아 자가 방전과 충전손실은 고려하지 않고 모델링한다. 리튬배터리의 전기화학모델은 실제 실험데이터와 일치하도록 룩업테이블 (LUT:Look Up Table)을 이용하여 모델링한다[2].

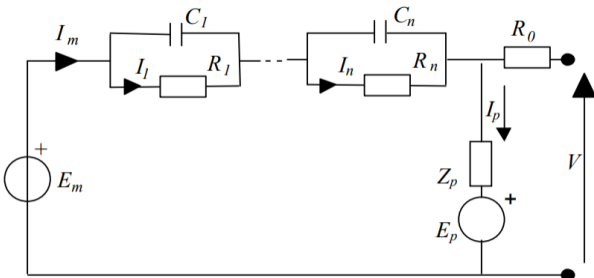


그림 1 등가회로 모델
Fig. 1 Equivalent Circuit Model

2.2 펄스 충방전 실험 데이터

각 파라미터 추출에 필요한 데이터를 획득하기 위하여 펄스 충방전 테스트를 진행한다. 30A의 전류를 1분간 방전하고 휴지시간 1시간을 갖는 Cycle을 반복하며 배터리의 전압을 측정한다.

그림 2는 펄스 방전 테스트의 전류 파형과 전압 변화를 그래프로 나타내었다. 배터리 방전 시 전압강하가 발생하고 전압강하의 정도를 측정한다. 방전 동작 이후 다시 전압이 안정화 되도록 긴 휴지시간을 유지하며 전압 변화를 측정한다. 측정된 테스트 결과는 각기 다른 SOC지점에서 배터리 셀의 성

능을 추정할 수 있는 중요한 데이터로 활용된다.

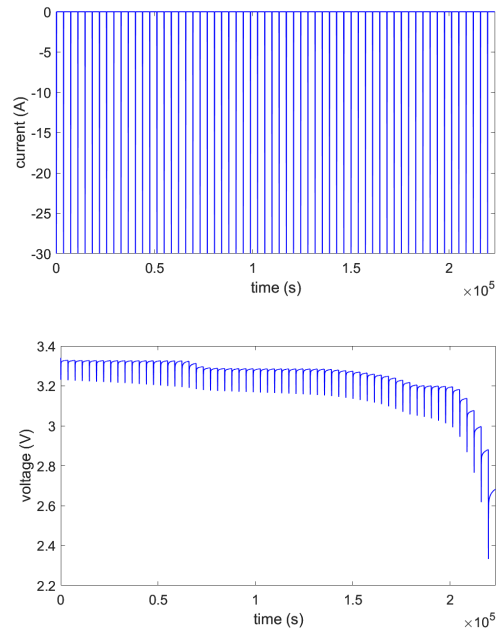


그림 2 DCIR 배터리 등가모델
Fig. 2 DCIR Equivalence Model of battery

그림 3은 펄스 방전 테스트의 한 펄스를 확대 한 것이다. 그래프는 SOC_a 와 SOC_b 의 R_0 에 의한 전압 강하와 R-C 분기 회로의 과도상태를 보여준다. 배터리의 동작초기 전압 강하와 전압이 회복되는 정도에 따라 R_0 의 값이 결정되며 RC 분기 회로의 과도상태 정도에 따라 RC 분기 회로의 값을 추출한다.

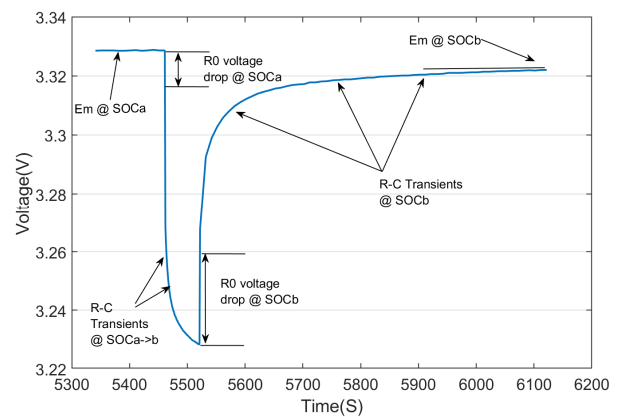


그림 3 방전테스트의 한 펄스
Fig. 3 One Pulse of Discharge Test

2.3 파라미터 추출

표 1은 시뮬레이션이 반복됨에 따라 RC 분기 회로 1개와 3개일 경우 추출된 파라미터의 최적화 정도를 비교한 결과이다. 시뮬레이션 횟수가 증가하면서 최적화가 진행되며 수치가 낮아수록 최적화의 정확도가 높은 것을 의미한다. RC 분기 회로 수가 많아짐에 따라 최적화의 정확도가 향상된다.

표 1 RC 분기 회로 수에 따른 최적화 시뮬레이션 결과

Table 1 Number of RC branches of simulation results

Iteration	1RC	3RC
1	8.7916	8.2193
2	3.5942	3.3809
3	1.4844	0.4827
4	0.5314	0.1527
5	0.3166	0.1528
6	0.1541	0.1340
7	0.1409	0.1018
8	0.1262	0.0821
9	0.1196	0.0802
10	0.1170	0.0761
11	0.1153	0.0749
12	0.1150	0.0739

록업 테이블을 이용하여 완벽하게 파라미터 추출 결과를 얻으려면 배터리 셀이 동작하는 다양한 온도 조건과 전류 조건 데이터를 활용해야 한다[9]. RC 분기 회로가 너무 적거나 너무 많으면 최적화의 정확도가 낮아지는데 최적화의 정확도와 시뮬레이션 수행 시간을 고려하여 본 논문에서는 3개의 RC 분기 회로 기반으로 최적화를 수행하였다. 배터리 모델의 파라미터를 추출하기 위해서 20°C의 온도환경과 30A 방전 조건을 고정하고 3개의 RC 분기 회로에 대한 파라미터 추출을 수행하였다. 전류 펄스를 고려하여 SOC 62개 지점에 대한 록업 테이블로 496개의 파라미터를 추출한다.

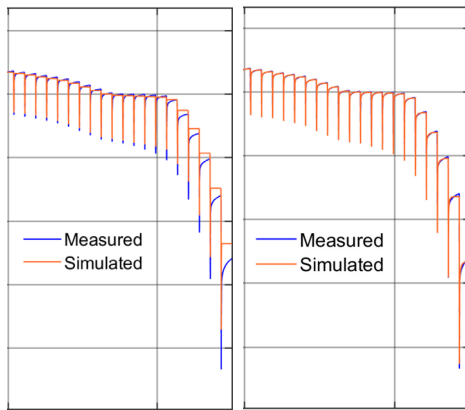


그림 4 1-RC와 3-RC의 파라미터 추출결과

Fig. 4 Parameter extraction results of 1-RC and 3-RC

그림 4는 RC 분기 회로 1개와 3개일 경우의 측정데이터와 시뮬레이션 결과를 비교한 결과를 나타낸다. 1-RC 대비 3-RC의 시뮬레이터 결과가 더 높은 정확도를 보여준다.

내부저항 R_0 는 순간적인 전압 변화를 나타내며 첫 번째 펄스의 끝 지점에서 급격하게 상승하고 두 번째 펄스의 시작지점에서 급격하게 하강한다. 이후 다른 RC 분기 회로가 과도상태 구간에서 전압 변화가 안정됨을 보였다[2].

파라미터 추출을 위한 시뮬레이션에는 노이즈가 없는 데이터가 필요하지만 실험데이터에는 상당한 노이즈가 있기 때문

에 노이즈를 제거하기 위하여 이동 평균 필터를 적용하여 데이터를 정리하였다.

2.4 잔존수명이 다른 배터리의 파라미터 추출

그림 5는 SOH(State of Health)가 서로 다른 배터리의 파라미터를 추출한 결과이다. 파라미터를 추출에 활용하기 위한 실험데이터는 배터리 셀의 충방전 실험을 100회부터 600회까지 진행하고 매 100회 마다 측정하여 수집하였다. 충방전 횟수가 600회 까지 진행하였을 경우 초기 대비 배터리 용량은 약 8%감소 하였다.

일반적으로 배터리의 수명은 배터리 열화에 의한 내부저항의 증가와 용량 감소의 현상을 보이며 줄어든다. 그러나 시뮬레이션 결과 그림 5의 R_0 그래프는 충방전 횟수가 증가함에 저장값이 증가하지 않음을 보여준다. 실험에 이용한 배터리의 특성은 충방전 횟수가 증가할수록 배터리의 용량은 줄어들지만 내부 저항을 나타내는 R_0 값은 증가하지 않는다.

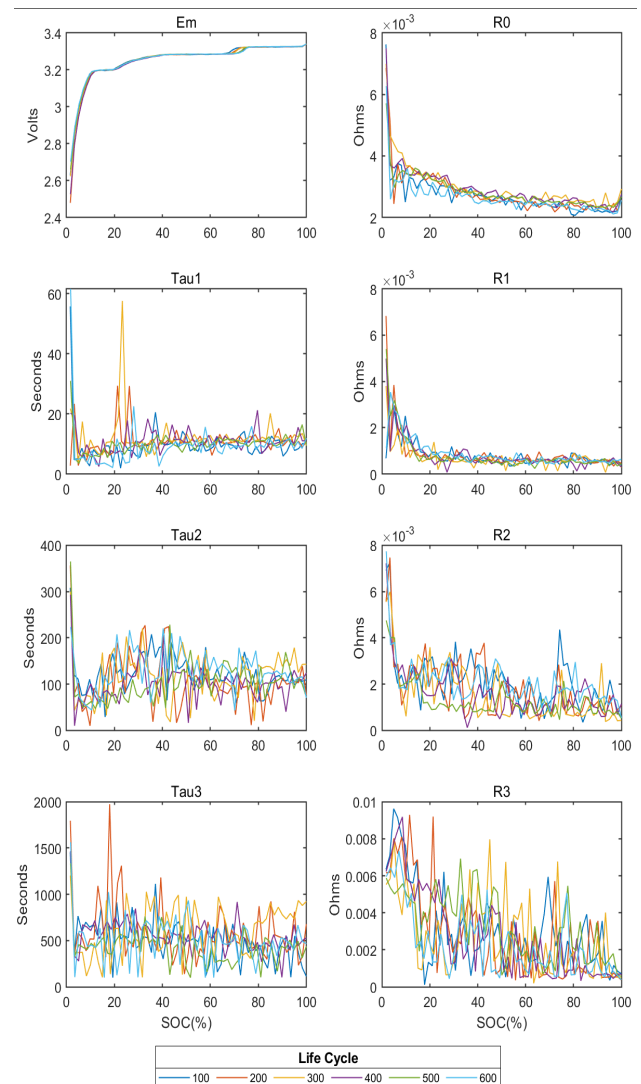


그림 5 파라미터 추출 결과

Fig. 5 Parameter extraction results

3. 배터리의 SOC추정

본 장에서는 무향칼만필터의 무향변환(Unscented Transform, UT)을 이용한 비선형 함수의 가우시안 추정 방법을 설명하며, 매트랩 시뮬레이션을 사용하여 무향칼만필터 기반의 리튬인산철 배터리의 SOC를 추정한다.

3.1 SOC 추정

배터리의 안정적인 사용을 위해서는 SOC에 대한 정확한 정보가 필요하다. SOC는 설계 용량에 대한 현재의 잔존 용량을 백분율로 표현하며, 전류 적산 방식의 SOC 추정 방법이 널리 사용되고 있다. 전류 적산 방식은 배터리에 흐르는 충방전 전류의 측정값을 시간에 대해 주기적으로 적산하여 배터리의 남아 있는 용량을 측정하는 방식이다. 하지만 이러한 방식은 전류 센서의 측정 오차로 인해 시간이 지남에 따라 점차적으로 정확도가 낮아지는 단점이 있다. 전류 적산 방식의 문제점을 해결하기 위한 종래기술로 특허문헌 1(한국 등록특허공보 제 10-1651829호)이 개시된바 있다. 특허문헌 1은 OCV-SOC의 커브를 이용하여 SOC를 추정하는 기술을 제공한다. 그림 6은 LFP와 NMC 배터리의 OCV-SOC 상관곡선이다. LFP 배터리의 경우 충전 말기와 방전 말기를 제외한 SOC 구간에서 OCV의 변화가 거의 없다. 따라서 OCV-SOC의 커브를 이용한 SOC 추정 방법은 리튬인산철 배터리에는 부적합한 추정 방식이다.

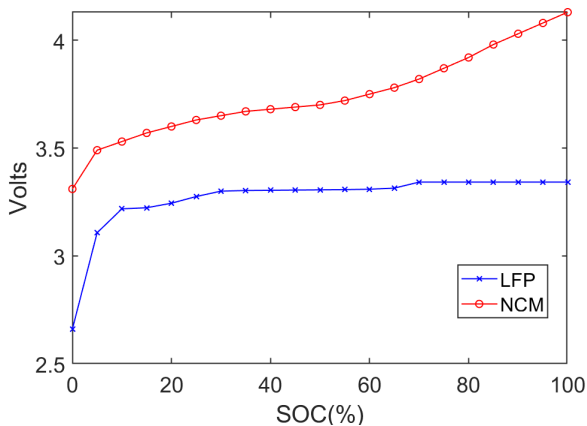


그림 6 LFP/NCM 배터리의 OCV-SOC 상관곡선

Fig. 6 OCV-SOC correlation curve of LFP/NCM

3.2 SOC 추정

칼만 필터는 잡음이 포함되어있는 측정치를 바탕으로 선형 역학계의 상태를 추정하는 재귀 필터이다. 이전 시간에 추정 한 값을 토대로 현재의 값을 추정한다. 각 추정은 두 단계로 이루어진다. 첫 단계는 예측 단계로 이전 시간에 추정된 상태에 대해, 그 상태에서 사용자 입력을 가했을 때 예상되는 측정값을 계산한다. 그 다음 보정 단계는 예측된 측정값과 실제

측정값을 토대로 현재 상태를 추정한다.

칼만 필터는 기본적으로 모델의 선형성을 가지고 계산한다. 하지만 실제로는 비선형 구조를 가지고 있는 값들은 칼만 필터를 수정해 비선형에도 사용 할 수 있도록 한 필터가 사용 된다. 배터리 전압을 이용하여 SOC를 추정함에 있어 가장 대표적인 비선형 시스템 관측 모델인 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF)가 사용된다. SOC와 전류와의 관계는 선형성을 보이지만 SOC와 전압 관계는 비선형성인 모습을 나타낸다. 하지만 확장 칼만 필터의 경우 매순간 편미분을 통하여 선형근사를 해야되는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter, UKF)를 이용하여 SOC를 추정 한다. 무향 칼만 필터는 확장 칼만 필터와는 다르게 선형화를 통한 근사화가 아닌 샘플링을 통한 근사화 전략이 사용된다. 모델을 수식이 아닌 시스템의 대표하는 몇 개의 데이터를 사용하여 상태변수와 오차 공분산의 예측값을 계산한다. 배터리 전압과 SOC와 같이 비선형성이 큰 시스템의 상태를 추정하기에 알맞은 필터이다. 비선형 시스템의 모델은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k) + w_k \\ z_k &= h(x_k) + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

무향 변환(Unscented Transform, UT)은 무향 칼만 필터의 핵심 요소 중 하나로 사용되며, 시스템의 상태 공간을 더 적은 수의 점들로 근사하는 방법이다. 먼저 시스템의 상태 공간을 평균과 공분산으로 나타내는 가우시안 분포를 생성하고 이 분포에서 시그마 포인트를 추출한다.

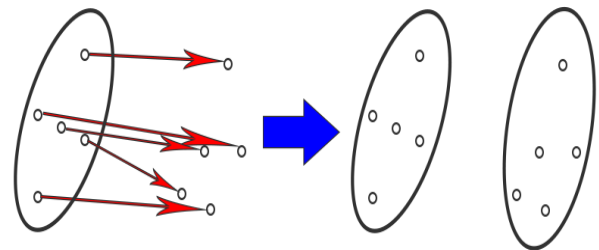


그림 7 UKF의 가우시안 분포 추정 방법

Fig. 7 Gaussian distribution estimation method of UKF

그림 7은 무향 칼만 필터가 비선형 함수 출력의 가우시안 분포를 추정하는 방법을 보여준다. 왼쪽의 타원은 입력의 가우시안 분포를 의미하며, 타원 안에 있는 포인트들은 무향 변환에 의해 선택된 시그마 포인트들이다. 이 포인트들을 비선형 함수의 입력으로 사용하여 출력을 계산한다. 비선형 함수이므로 점들의 원래 형태가 깨지고 새로운 형태의 포인트들이 분포한 것을 알 수 있다.

무향 변환은 새롭게 분포된 포인트들의 평균값과 공분산 값을 계산함으로써 새로운 가우시안 분포를 생성한다. 추출된

시그마 포인트는 비선형 함수를 통과하며 그 결과를 통해 비선형 함수의 평균과 공분산을 추정한다. 각 시그마 포인트를 계산하는 수식은 다음 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned} X^{(0)} &= u \\ X^{(i)} &= u + (\sqrt{(n+\lambda)\Sigma})_i, \quad i = 1, \dots, n \\ X^{(i+n)} &= u - (\sqrt{(n+\lambda)\Sigma})_i, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

$X^{(i)}$ 는 시그마 포인트 중 i 번째를 나타내며 u 상태 변수의 평균값 벡터이고 Σ 는 상태 변수의 공분산 행렬이다. n 은 상태 변수의 차원이며 λ 는 하이퍼 파라미터로서 시그마 포인트 생성 시 평균값과 공분산에 대한 가중치를 조절하는 역할을 한다.

그림 8은 확장 칼만 필터와 무향 칼만 필터의 결과를 나타낸다. 왼쪽은 비선형 함수에 의한 실제 분포의 변화를 보여준다. 가운데는 확장 칼만 필터를 통한 변환을 보여주고, 오른쪽은 무향 변환을 통한 가우시안 추정을 보여준다. 상황에 따라 무향 변환이 확장 칼만 필터보다 실제 평균값에 가까운 가우시안 분포를 추정할 수 있음을 알 수 있다.

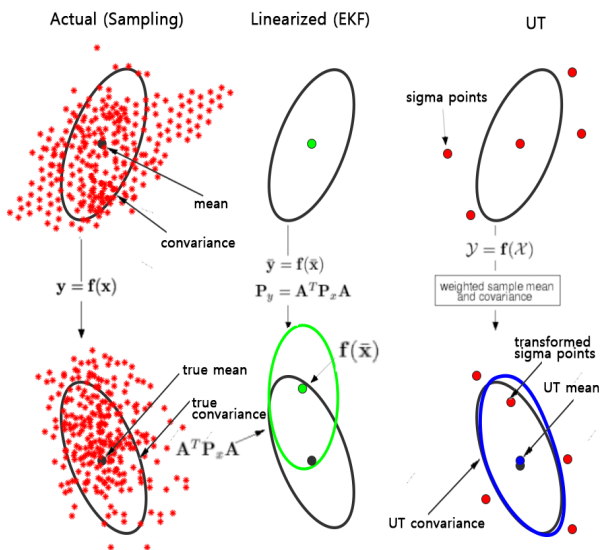


그림 8 총방전 횟수 별 DCIR/OCV
Fig. 8 DCIR/OCV by number of charge and discharge

그림 9는 Matlab의 Simulink를 사용하여 SOC를 추정하는 모델 토폴로지를 구성하였다. 무향 칼만 필터는 이산시간 필터이므로 상태 방정식을 오일러 이산화를 사용하여 적용하였다. 샘플링 시간을 T_s 라고 할 경우, 비선형 시스템 $\dot{x} = f(x, u)$ 은 아래 식 (3)과 같이 이산화 될 수 있다.

$$x_{T+1} = x_T + f(x_T, u_T) * T_s \quad (3)$$

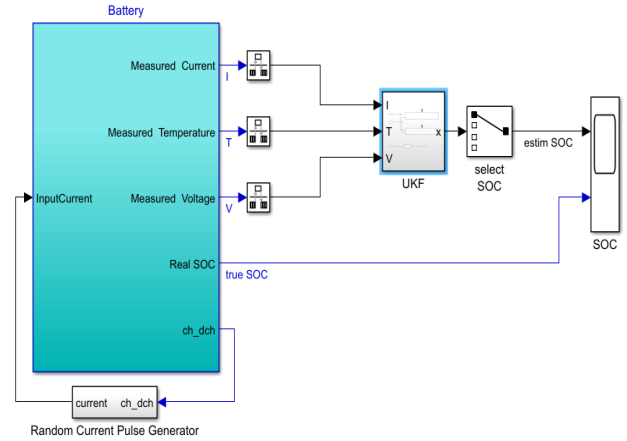


그림 9 Simulink의 모델 시스템 아키텍처
Fig. 9 Schematic of the model system architecture in simulink

이산화 된 상태 천이 방정식은 그림 10과 같이 Simulink 함수로 구현하였다. 함수 입력값 x 는 상태 벡터이고 함수 출력값 $xNext$ 는 이산화된 상태 천이 방정식을 사용하여 계산된 다음 단계의 상태 벡터이다.

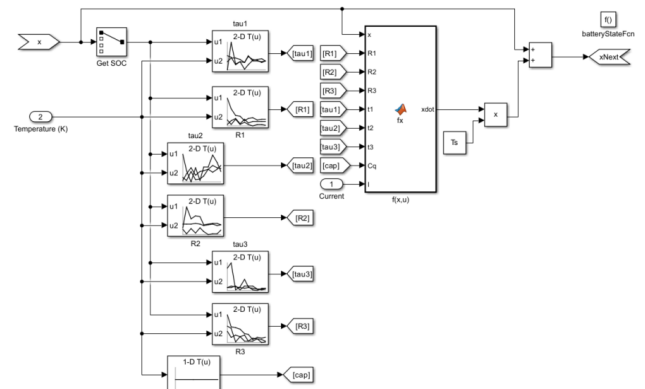


그림 10 이산화 된 천이 방정식 Simulink 함수
Fig. 10 Discretized transition equation Simulink function

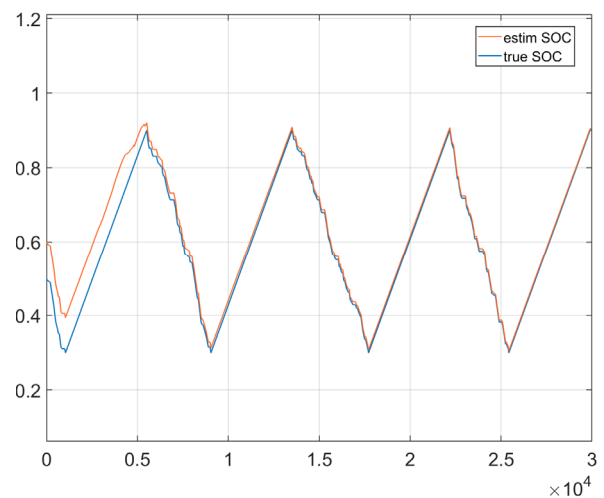


그림 11 SOC 추정 시뮬레이션 결과
Fig. 11 Simulation results of SOC estimation

그림 11은 칼만필터를 이용하여 SOC를 추정한 시뮬레이션 결과이다. SOC 추정의 성능을 확인하기 위해 초기에 SOC값에 10% 오차를 주고 진행하였다. 시뮬레이션이 진행됨에 따라 초기의 오차가 점차 줄어들면서 실제 SOC와 유사하게 추정됨을 볼 수 있다.

4. 배터리의 SOH추정

SOH는 배터리의 노후화 상태를 나타내며 배터리 수명에 대한 지표이다. 초기용량 대비 현재 용량을 백분율로 표시하며 고장예측이나 화재등의 사고를 사전에 방지하기 위한 자료로 사용한다[10]. SOH 추정은 실제로 충전과 방전 실험을 진행하여 초기 대비 줄어든 용량을 확인하는 방법을 사용한다. 실험을 통해 용량을 확인하는 방법으로 인하여 실시간으로 추정하기 어려워 초기 수명자료 기반으로 칼만필터 적용이나 인공지능 알고리즘 연구가 진행되고 있다. DCIR(Direct Current Internal Resistance)는 배터리에 직류가 흐를 때 전압강하를 일으키는 직류성분으로 시뮬레이션에서는 내부저항 R_0 를 나타낸다.

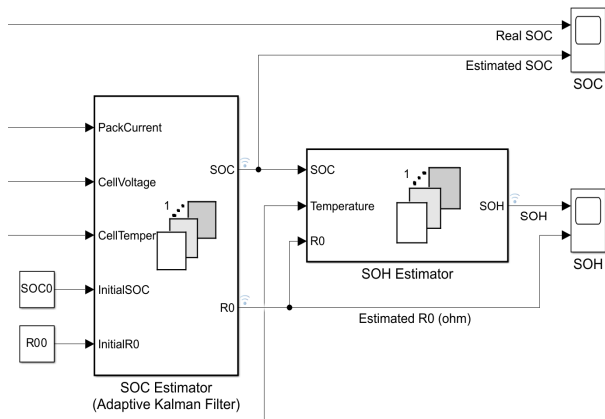


그림 12 배터리의 SOH 추정 모델
Fig. 12 SOH estimation model of battery

본 장에서는 2장에서 추출된 파라미터와 3장에서 칼만필터를 이용하여 추정된 SOC 추정치를 활용하여 내부저항 R_0 와 SOH를 추정하기 위한 시뮬레이션을 진행한다. 실험데이터는 배터리 충방전 사이클 100회 진행한 결과를 이용하였다.

그림 12는 적응형 칼만필터(Adaptive Kalma Filter)를 사용하여 배터리 내부저항과 SOH를 추정하는 Matlab모델의 일부를 나타낸다. 칼만필터를 이용하여 SOC의 실제값을 추정하는 동시에 내부저항 R_0 값도 추정한다. 추정된 R_0 값과 SOC 데이터를 활용하여 SOH를 추정한다.

그림 13은 SOH를 추정하는 시뮬레이션 결과를 보여준다. 내부저항 R_0 의 시뮬레이션 결과는 그림 5의 R_0 그래프와 유사하게 0.002~0.004의 범위에서 추정된다. 일반적으로 배터리의

수명은 SOH 80%까지 사용하는데 그림 12의 SOH 시뮬레이션 결과를 보면 약 2,000시간 정도 사용 가능함을 알 수 있다.

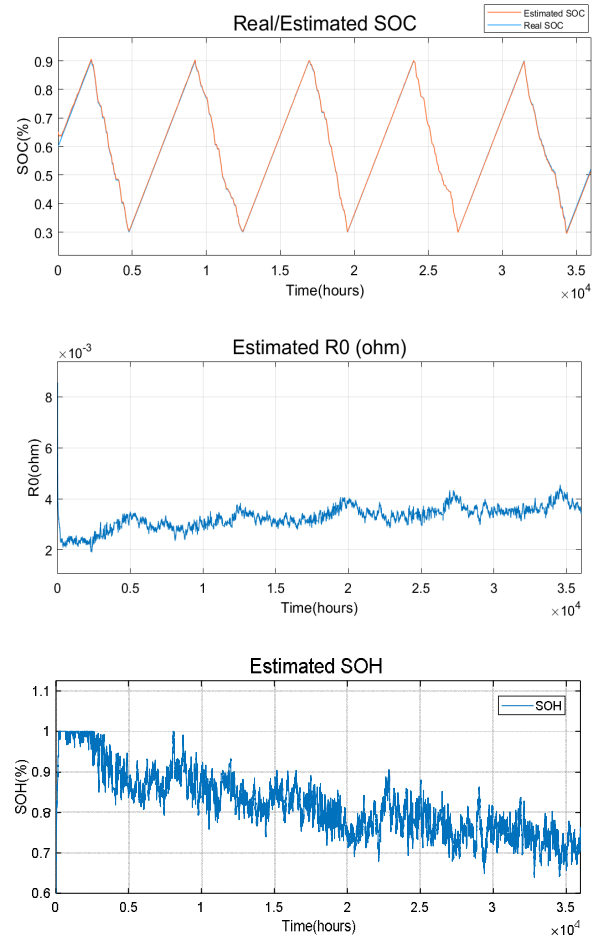


그림 13 SOH 추정 시뮬레이션 결과
Fig. 13 Simulation results of SOH estimation

일반적으로 배터리의 SOH를 추정하기 위해 내부저항을 이용한다. 본 논문에서 수행한 시뮬레이션 결과는 충방전 수명 사이클 실험 100회부터 600회까지의 실험데이터를 이용하여 파라미터를 추출하였지만 600회까지는 내부저항의 뚜렷한 변화가 보이지 않았다.

5. 결론

본 논문에서는 리튬 인산철 배터리 등가회로 모델의 OCV, 직렬저항, 병렬저항, 커패시터의 파라미터를 추출하고 칼만 필터와 전류 적산법을 조합하여 SOC를 추정하였다. 시뮬레이션 결과 실험으로 수집된 펄스 충방전 곡선과 등가회로 모델의 파라미터 오차는 병렬 RC 분기 회로가 1개인 경우와 3개인 경우 각각 0.115%와 0.0739%로 RC 분기 회로가 추가될수록 정확도가 높아졌다. 제안한 확장칼만필터 알고리즘은 인위적으로 추가된 오류가 있는 경우에도 오차범위 3%이내로 추정하였다.

References

- [1] K. B. Lee, B. H. Seo, T. H. Nguyen, D. C. Lee, and J. M. Kim, "Condition Monitoring of Lithium Polymer Batteries Based on Sigma-Point Kalman filter," J. of Power Electronics, vol. 12, no. 5, pp. 778-786, Sep. 2012.
- [2] J. J. Lee and Y. I. Lee, "Configuration and Operation about Battery of Electric vehicle using LiFePO₄ Battery," J. Institute of Control, Robotics and Systems Conference, pp. 137-138, Mar. 2016.
- [3] Y. S. Kim, "High-Efficiency Design for Electrical Energy Storage System with LiFePO₄ Rechargeable Batteries," Ph. D. Dissertation, Department of Electrical Engineering, Graduate School of Soongsil University, pp. 105, Dec. 2014.
- [4] H. Lee, "EV Price Parity and LFP Battery," Industry trend, vol. 33, KATECH, Aug. 2013.
- [5] S. J. Park, G. S. Song, and S. M. Park, "A Study on the Parameters Estimation for SOC and SOH of the battery," J. Korean Soc. of Industry Convergence, vol. 23, no. 5, pp. 853-863, Oct. 2020.
- [6] S. H. Kang, D. H. Kim, J. H. Bae, T. W. Noh, and B. K. Lee, "Machine Learning-based SOH Estimation Algorithm Using a Linear Regression Analysis," J. Power Electronics Conference, pp. 88-90, Nov. 2020.
- [7] K. M. Lee, "Artificial intelligence : From Turing test to deep learning," Saeng Reung Publisher, pp. 847, Apr. 2019.
- [8] J. L. Choi and S. K. Lee, "High safety battery management system of DC power source for hybrid vessel," J. Korean Soc. of Marine Engineering, vol. 40, no. 7, pp. 635-641, Sep. 2016.
- [9] S. R. Hong, D. H. Han, M. S. Kang, J. B. Baek, H. G. Jeong, and J. H. Kim, "OCV Estimation Based on Artificial Neural Network in Lithium-Ion Battery," J. Power Electronics Conference, pp. 445-446, Jul. 2019.
- [10] S. J. Lee, J. H. Kim, Y. J. Jeon, D. J. Lee, and Y. O. Choi, "Implementation of the DCIR-SOC Relationship for Pulse Power Capability Prediction of a Li-Ion Cell," J. advanced engineering and technology, vol. 10, no. 2, pp. 225-230, Jun. 2017.
- [11] Y. S. Kim, "A Study on SOH Prediction of Lithium Secondary Battery Based on Numerical Analysis," Ph. D. Dissertation, Department of Mechatronics Engineering, Graduate School of Korea University of Technology Education, pp. 182, Aug. 2019.
- [12] S. Y. Park, J. H. Kim, S. B. Park, and Y. M. Kim, "A study on SOH estimation of Lithium-ion battery based on Bayesian Regression," J. Power Electronics Conference, pp. 53-55, Jul. 2019.
- [13] C. O. Yoon, P. Y. Lee, J. H. Kim, and S. S. Jang, "An analysis of LFP(LiFePO₄) battery based on GITT," J. Power Electronics Conference, pp. 455-456, Jul. 2017.
- [14] S. W. Kim, P. Y. Lee, D. H. Han, and J. H. Kim, "Multiple linear regression model-based voltage imbalance estimation for high-power series battery pack," J. of IEEE, vol. 23, no. 1, pp. 1-8, Mar. 2019.

저자소개



임희성 (Hee-Sung Lim)

He received the B.S. in Computer engineering from the Hanyang Cyber University, Seoul, Korea, in 2020. He received the M.S. degree in IT convergence engineering from Ajou University, Suwon, Korea in 2022. He has been working as a research engineer in K-Fuelcell Fuelcell System Performance Development. He is currently working toward the Ph.D. degree in Electrical and Computer engineering from Ajou University, Suwon, Korea. His research interests include A.I. Algorithm, Fuelcell control systems, and Battery management systems. E-mail: bamtolwow@gmail.com



이상혁 (Sang-Hyuk Lee)

He received the B.S degree in Communication engineering from the Hannam University, Daejeon, Korea, in 2009. He received the M.S. degree in IT convergence engineering from Ajou University, Suwon, Korea in 2022. He has been working as a research engineer in IFTech Research Center. He is currently working toward the Ph.D. degree in Electrical and Computer engineering from Ajou University, Suwon, Korea. His research interests include A.I. Algorithm, Fuelcell control systems, and Battery management systems. E-mail : 121wind@naver.com



이교범 (Kyo-Beum Lee)

He received the B.S. and M.S. degrees in electrical and electronic engineering from the Ajou University, Suwon, Korea, in 1997 and 1999, respectively. He received the Ph.D. degree in electrical engineering from the Korea University, Seoul, Korea, in 2003. From 2003 to 2006, he was with the Institute of Energy Technology, Aalborg University, Aalborg, Denmark. From 2006 to 2007, he was with the Division of Electronics and Information Engineering, Jeonbuk National University, Jeonju, Korea. In 2007, he joined the Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University, Suwon, Korea. He is an associated editor of the IEEE Transactions on Industrial Electronics, the IEEE Transactions on Power Electronics, and the Journal of Power Electronics. His research interests include electric machine drives, renewable power generations, and electric vehicle applications. E-mail: kyl@ajou.ac.kr