

전기자동차용 리튬이온전지를 위한 SOC 추정 및 센서 고장검출

Estimation of State-of-charge and Sensor Fault Detection of a Lithium-ion Battery in Electric Vehicles

한 만 유* · 이 기 상[†]
(Man-You Han · Kee-Sang Lee)

Abstract - A model based SOC estimation scheme using parameter identification is described and applied to a Lithium-ion battery module that can be installed in electric vehicles. Simulation studies are performed to verify the effect of sensor faults on the SOC estimation results for terminal voltage sensor and load current sensor. The sensor faults should be detected and isolated as soon as possible because the SOC estimation error due to any sensor fault seriously affects the overall performance of the BMS. A new fault detection and isolation(FDI) scheme by which the fault of terminal voltage sensor and load current sensor can be detected and isolated is proposed to improve the reliability of the BMS. The proposed FDI scheme utilizes the parameter estimation of an input-output model and two fuzzy predictors for residual generation; one for terminal voltage and the other for load current. Recently developed dual polarization(DP) model is taken to develop and evaluate the performance of the proposed FDI scheme. Simulation results show the practical feasibility of the proposed FDI scheme.

Key Words : State of charge, Lithium-ion battery, Sensor fault detection, Fuzzy predictor, Battery management system, Electric vehicle

1. 서 론

리튬이온전지는 에너지밀도가 높은 특성 때문에 휴대용 기기 및 전기자동차(EV)의 에너지원으로 그 사용빈도가 증가하고 있다. 배터리의 안전성과 효율적 사용은 배터리 자체의 특성 뿐 만 아니라 배터리관리시스템(BMS)의 성능에 의해 크게 좌우된다. 특히 리튬이온전지와 같이 폭발가능성이 있는 배터리의 경우 BMS의 성능은 이를 탑재한 자동차의 안전과 성능에 매우 큰 영향을 준다[1]. SOC는 배터리의 잔존용량을 정격용량에 대한 백분율로 나타낸 것이며, SOC 추정은 BMS의 주요 기능의 하나이다. 기존의 SOC 추정방법으로는 전류적산법, 개방회로전압 측정법, 모델 기반의 추정방법이 있다[2]. 최근에는 기존기법에 비해 더욱 정확한 SOC 추정 결과를 얻기 위하여 배터리의 특성을 정확히 나타낼 수 있는 모델기반 추정기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[3]. 이제까지 개발된 대표적인 모델기반 SOC 추정 알고리즘으로는 상태공간모델에 근거한 상태관측자[4], EKF(Extended Kalman Filter)[5], AEKF(Adaptive EKF)[6] 등이 있다. 최근 Hongwen[7] 등은 개선된 테브닌 모델로부터 구한 입력력모델과 파라미터 식별 알고리즘을 이용한 SOC

추정 알고리즘을 제안하고 실험적으로 그 타당성을 입증하였다. 또한 Jung[8] 등은 SOC의 온도 및 C-rate 의존성을 고려한 모델을 개발하고 이를 기반으로 전 운전영역에서 적용될 수 있는 SOC 추정방법을 제안하였다.

매우 중요한 사실은 이제까지 제안된 모든 SOC추정기법들이 측정정보의 정확성을 전제로 개발되었다는 점이다. 그러나 자동차의 경우 배터리 및 BMS는 매우 가혹한 환경하에서 사용된다는 점을 고려해야하며, 특히 측정 장치의 오동작 및 고장이 발생한 경우에도 신뢰성 있는 추정 성능이 보장되어야 한다. 현재까지 유사문제에 대한 해결책은 서로 다른 두개의 추정기법을 병렬적으로 구동하여 두 기법의 SOC추정 결과가 다를 경우 후속조치를 취하는 정도이며, 측정 장치의 오동작 및 고장에 대비한 해석적 연구 결과는 보고되지 않은 것으로 판단된다.

본 논문의 목적은 배터리관리시스템의 신뢰성을 개선하기 위하여 측정 장치 고장이 모델기반 SOC 추정결과에 미치는 영향을 분석하고, 센서고장의 검출과 고장센서의 식별을 위한 센서고장 검출식별(SFDI :Sensor Fault Detection Isolation)알고리즘을 제안하고, 다양한 시뮬레이션 연구를 통해 제안된 기법의 실질적 적용가능성을 검토함에 있다.

본 논문의 내용은 다음과 같다. 먼저 2절에서는 배터리 모델 중 가장 최근에 제시된 DP(Dual Polarization) 모델과 파라미터 식별알고리즘을 이용한 SOC 추정알고리즘 및 이 기법을 이용한 SOC 추정 결과에 대하여 기술하였다. 3.1절에서는 전압센서 및 전류센서 고장이 SOC 추정 결과에 미치는 영향을 분석하였고, 3.2절에서는 제안된 고장검출식별에 사용할 퍼지예측자(fuzzy predictor)기반 잔차(residual)

* Dept. of Electronics and Electrical Engineering, Graduate School, Dankook University, Korea

[†] Corresponding Author : School of Electronics and Electrical Engineering, Dankook University, Korea

E-mail : keesang@dankook.ac.kr

Received : May 8, 2014; Accepted : July 14, 2014

발생알고리즘과 고장검출식별논리를 기술하였다. 4절에서는 바이어스 형태의 전압센서 및 전류센서 고장이 발생한 경우에 대한 시뮬레이션을 수행하여 제안된 고장검출식별기법의 실질적 적용가능성을 검토하였으며, 마지막으로 5절에 결론을 기술하였다.

2. 배터리의 모델기반 SOC 추정

2.1 배터리 모델 및 파라미터

현재까지 SOC 추정을 위해 제안된 배터리 모델은 배터리의 물리화학적 특성을 전기적 등가회로로 나타낸 Rint 모델, RC 모델, 테브닌(Thevenin) 모델 등이 있다[3]. 본 연구에서는 분극현상까지를 고려하여 최근에 제안된 DP 모델을 선정하였다[3]. DP모델은 테브닌 회로에 RC회로를 더한 것으로 그림 1의 등가회로로 표현되며, 개방회로전압(U_{OC}), 내부저항, 실효정전용량으로 이루어졌다. 내부 저항은 음 저항(ohmic resistance) R_o , 전기화학분극과 농도분극현상을 묘사한 저항 R_{pa} , R_{pc} 로 표현되어 있고, 실효정전용량은 충·방전시의 과도응답, 전기화학분극과 농도분극현상을 묘사해 C_{pa} , C_{pc} 로 표현되어 있다. U_{pa} , U_{pc} 은 C_{pa} , C_{pc} 에 걸리는 전압이다. i_L 은 부하전류이고 충전일 때 음으로, 방전일 때 양으로 정의한다. U_L 은 단자전압이다. 위의 DP모델로부터 입력을 부하전류, 출력을 단자전압으로 하는 식(1)의 상태방정식을 얻는다.

$$\begin{cases} \dot{U}_{pa} = -\frac{U_{pa}}{R_{pa}C_{pa}} + \frac{i_L}{C_{pa}} \\ \dot{U}_{pc} = -\frac{U_{pc}}{R_{pc}C_{pc}} + \frac{i_L}{C_{pc}} \\ U_L = U_{OC} - U_{pa} - U_{pc} - i_L R_o \end{cases} \quad (1)$$

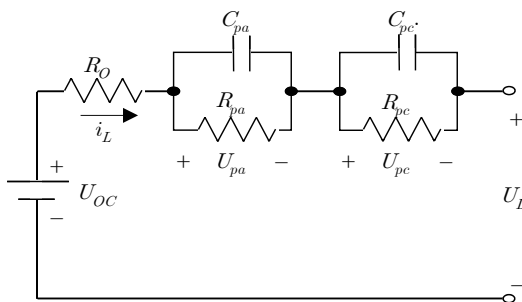


그림 1 향상된 테브닌(DP) 모델의 구조
Fig. 1 Schematic of the improved Thevenin model

본 논문에서 SOC 추정 및 센서 고장해석을 위해 사용된 배터리는 공칭전압 57.6V, 공칭용량 C_N 100Ah인 리튬이온 전지 모듈이다. 표 1은 20°C와 0.3C-rate의 조건에서 얻은 실험데이터에 근거한 파라미터 동정(identification) 결과이며 [6], DP모델 파라미터가 SOC레벨 따라 변화하는 비선형함수임을 보여준다. 본 연구에서는 표 1의 데이터에 근거하여 각각의 파라미터를 다층퍼셉트론으로 구현하여 그림 2의 배

터리에 대응되는 식(1)의 모델을 완성하여 SOC 추정과 센서 고장검출 알고리즘의 성능검토에 활용하였다.

표 1 사용된 배터리모듈의 DP모델 파라미터 값

Table 1 Model parameter list of the battery module

SOC (%)	R _o (Ω)	R _{pa} (mΩ)	R _{pc} (Ω)	C _{pa} (F)	C _{pc} (F)	U _{oc} (V)
10	0.0226	1	0.1	200.01	10000	59.8
20	0.0225	1	0.1	200	10000	60.9
30	0.0225	1	0.0987	199.99	9909	62
40	0.0224	1	0.099	202	10010	62.8
50	0.0223	1	0.0994	202.2	10009	63.4
60	0.0222	1	0.097	204.2	9903	63.8
70	0.0221	1	0.0941	201.1	9921	64
80	0.0222	1	0.0996	200.2	10210	64.8
90	0.0222	1	0.0999	200.1	9666	65.7

2.2 파라미터 식별에 근거한 실시간 SOC 추정

기본적인 SOC 추정기법으로는 전류적산법, 개방회로전압 측정법이 있으나, 이들은 추정오차의 누적, 실시간 적용의 불가능성 등의 단점이 있다. 따라서 최근에는 EKF 등의 실시간 적용이 가능한 상태공간모델기반 추정기법을 이용한 SOC 추정에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[9]. 그림 2는 모델기반 SOC 추정알고리즘의 구성과 흐름을 보여준다.

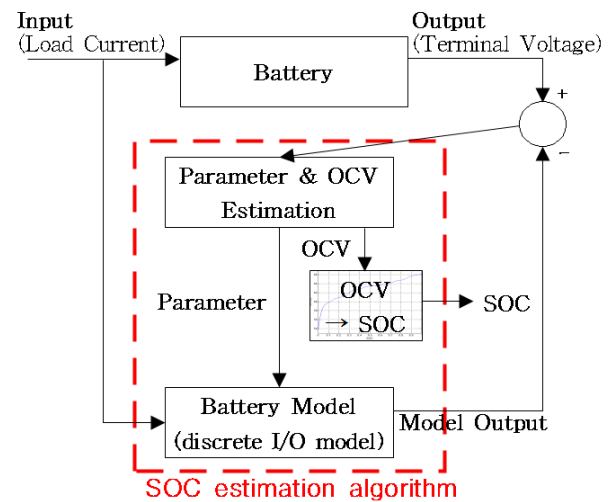


그림 2 등가회로 기반 SOC 추정 알고리즘 구조
Fig. 2 A schematic of the model based SOC estimation algorithm

그림에서 OCV는 개방회로전압(U_{oc})이다. 이 기법은 배터리 부하전류와 단자전압의 측정 결과를 배터리모델에 투입하여 모델의 파라미터 및 개방회로전압을 추정하고 개방회로전압과 SOC의 관계를 활용하여 SOC를 추정하는 방법이며 순환형 파라미터 추정 알고리즘을 도입할 경우 실시간 적용이 가능하다.

본 절에서는 상태공간모델로부터 얻어진 입출력모델에 근거한 SOC 추정알고리즘에 대하여 기술한다. 이 알고리즘은 식(1)의 상태방정식으로부터 이산치 입출력모델을 구하고 RLS(Recursive Least Square)알고리즘에 의해 식별된 모델 파라미터를 이용하여 SOC를 추정한다. 이산치 입출력모델을 구하는 과정은 다음과 같다. 먼저 식(1)에서 $E_L = U_L - U_{OC}$ 을 정의하고, Laplace 변환을 적용하여 식(2)의 전달함수 $G(s)$ 를 얻는다.

$$G(s) = \frac{E_L(s)}{i_L(s)} = \frac{a_1 s^2 + a_2 s + a_3}{s^2 + a_4 s + a_5} \quad (2a)$$

$$\begin{cases} a_1 = R_O \\ a_2 = \frac{1}{R_{pa} C_{pa} R_{pc} C_{pc}} (R_O R_{pa} C_{pa} + R_O R_{pc} C_{pc} + R_{pc} R_{pa} C_{pa} + R_{pa} R_{pc} C_{pc}) \\ a_3 = \frac{R_O + R_{pa} + R_{pc}}{R_{pa} C_{pa} R_{pc} C_{pc}} \\ a_4 = \frac{R_{pa} C_{pa} + R_{pc} C_{pc}}{R_{pa} C_{pa} R_{pc} C_{pc}} \\ a_5 = \frac{1}{R_{pa} C_{pa} R_{pc} C_{pc}} \end{cases} \quad (2b)$$

식(2)에 쌍선형(bilinear) 변환을 적용하면 식(3)(4)의 z 전달함수를 구한다.

$$G(z^{-1}) = \frac{b_3 + b_4 z^{-1} + b_5 z^{-2}}{1 - b_1 z^{-1} - b_2 z^{-2}} \quad (3)$$

$$\begin{cases} R_O = \frac{-b_3 + b_4 - b_5}{1 + b_1 - b_2} \\ R_{pa} C_{pa} R_{pc} C_{pc} = \frac{T^2(1 + b_1 - b_2)}{1 - b_1 - b_2} \\ R_{pa} C_{pa} + R_{pc} C_{pc} = \frac{T(1 + b_2)}{1 - b_1 - b_2} \\ R_O + R_{pa} + R_{pc} = \frac{-(b_3 + b_4 + b_5)}{1 - b_1 - b_2} \\ R_O R_{pa} C_{pa} + R_O R_{pc} C_{pc} + R_{pc} R_{pa} C_{pa} + R_{pa} R_{pc} C_{pc} = \frac{T(b_5 - b_3)}{1 - b_1 - b_2} \end{cases} \quad (4)$$

위에서 개방회로전압은 순시적으로 변화하지 않으므로 샘플링 시간 T 를 충분히 작게 선정할 경우 $U_{OC}(k) \approx U_{OC}(k-1)$ 와 같이 표현 할 수 있으며[7], 이를 적용하여 식(5)의 이산치 모델을 얻을 수 있다. 이 모델은 그림 2의 배터리 모델(discrete I/O model)에 대응된다.

$$U_L(k) = (1 - b_1 - b_2) U_{OC}(k) + b_1 U_L(k-1) + b_2 U_L(k-2) + b_3 i_L(k) + b_4 i_L(k-1) + b_5 i_L(k-2) \quad (5)$$

배터리의 SOC는 근사적으로 개방회로전압(U_{oc})의 함수이다. 따라서 식(5)의 각 파라미터를 실시간 추정하면 U_{oc} 를 결정할 수 있고 따라서 SOC의 추정이 가능해진다. 파라미터 추정을 위하여 식(5)를 다음의 일반화된 모델로 표현한다.

$$y(k) = \theta(k)^T \phi(k), \quad k = 1, 2, \dots \quad (6)$$

식(6)에서 y 는 위 식의 출력으로 리튬이온전지의 단자 전압(U_L)이며, θ 는 추정해야할 미지의 파라미터 벡터이고, ϕ 는 측정벡터로서 그 내용은 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned} \phi(k)^T &= [1 \ U_L(k-1) \ U_L(k-2) \ i_L(k) \ i_L(k-1) \ i_L(k-2)] \\ \theta(k)^T &= [(1 - b_1 - b_2) U_{OC} \ b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5] \end{aligned} \quad (7)$$

이 논문에서는 파라미터 벡터(θ)의 추정을 위해 [7]에 기술된 RLS알고리즘을 적용하였다. 이제 SOC의 추정치는 RLS알고리즘에서 계산된 OCV를 SOC와 OCV의 함수관계에 대입하여 얻어진다. 본 연구에서는 표 1의 SOC-OCV 데이터를 직접 활용할 경우 발생하는 정량화 오차를 제거하기 위하여 주어진 데이터를 MLP에 학습시켜 SOC-OCV커브를 구현하고, 학습된 MLP를 이용하여 SOC를 추정케 하였다 [10]. 기술된 SOC추정알고리즘의 성능을 검토하기 위하여 0.1-1 사이의 SOC레벨에서 SOC의 추정을 수행하였으며 모든 레벨에서의 추정결과가 양호함을 확인하였다.

3. 센서 고장 검출 및 식별

전술한 바와 같이 이제까지 제안된 모든 SOC 추정기법은 측정정보의 정확성을 전제로 개발되었다. 그러나 자동차의 경우 배터리 및 BMS는 매우 가혹한 환경에서 사용되므로 측정장치의 오동작 및 고장이 발생한 경우에도 신뢰성 있는 추정성능이 보장되어야 한다. 현재까지 측정장치의 오동작 및 고장에 대비한 해석적 연구 결과는 보고되지 않은 것으로 판단된다. 본 절에서는 2장에 기술된 SOC 추정기법을 적용한 경우 전압센서 및 전류센서의 오동작이 SOC 추정결과에 미치는 영향을 분석하고, 센서고장의 검출과 고장센서의 식별을 위한 SFDI 알고리즘을 기술한다.

3.1 센서 고장 해석

본 절에서는 센서고장이 SOC 추정에 미치는 영향을 검토하기 위하여 그림 3(a)의 테스트입력을 인가한 상태에서 모든 센서가 정상적으로 동작하는 경우 및 전압센서 또는 전류센서에 바이어스 형태의 오류가 발생한 경우, 2절의 SOC 추정알고리즘의 추정 결과를 분석한다. 그림 3은 모든 센서가 정상 상태일 때 테스트입력에 대한 SOC 추정결과이며 이후 센서고장 시의 추정결과와 비교하기 위한 기준으로 SOC 레벨 0.7 근방에서 SOC 추정결과가 실제의 SOC

와 거의 동일함을 보여준다. 그림 4는 200초부터 400초까지의 시간구간에서 +2V의 전압센서 바이어스 오류가 발생한 경우의 SOC 추정결과 및 측정오차에 기인한 추정결과를 보여주며, 이 시간구간에서 최대 0.1정도의 SOC 추정오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다.

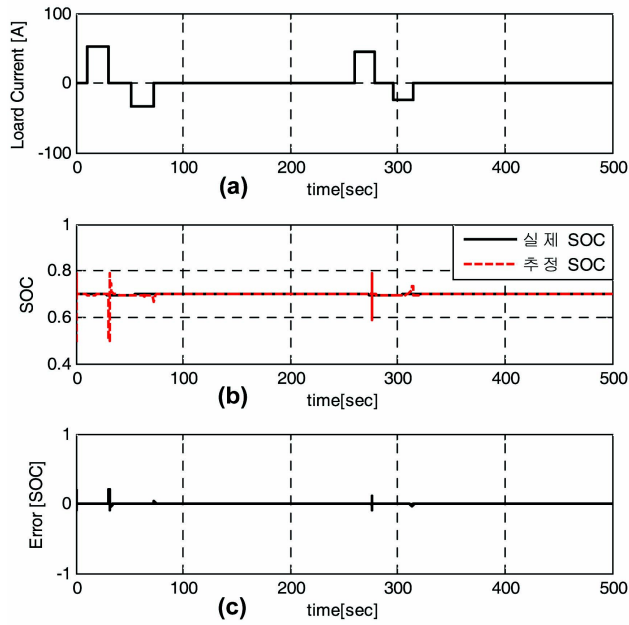


그림 3 SOC 추정결과 및 오차(초기 SOC: 0.7)
 Fig. 3 SOC estimation results
 (a) Test input (b) SOC (c) Estimation Error

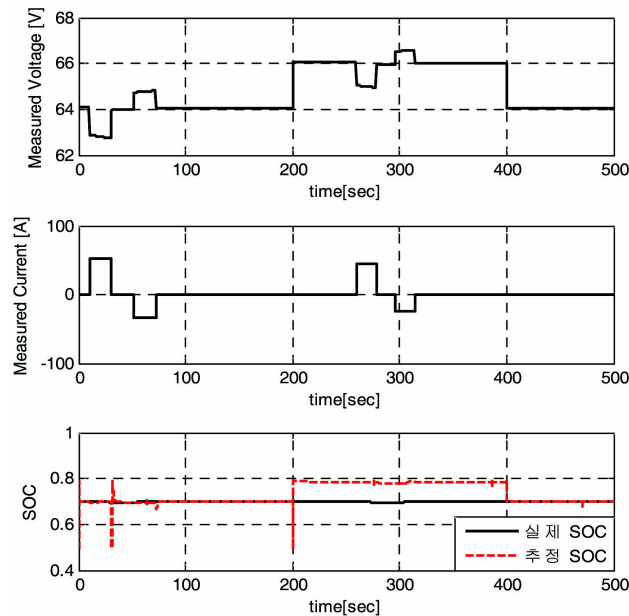


그림 4 전압센서 고장에 대한 SOC 추정 결과
 Fig. 4 SOC estimation results for voltage sensor fault

그림 5는 200초부터 400초까지의 시간구간에서 +20A의 전류센서 바이어스 오류가 발생한 경우의 SOC 추정결과 및

측정오차에 기인한 추정결과를 보여주며, 이 시간구간에서 최대 0.1정도의 SOC 추정오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 시뮬레이션에 의한 해석 결과는 전류 및 전압센서의 고장이 SOC 추정 결과에 큰 오차를 초래함을 보여준다. 이 결과는 측정정보에 근거하여 구동되는 모델기반 SOC 추정 기법의 공통적인 문제로 판단되며, BMS의 신뢰성 확보를 위해 측정장치 오동작 및 고장을 조기에 검출, 식별해야함을 의미한다.

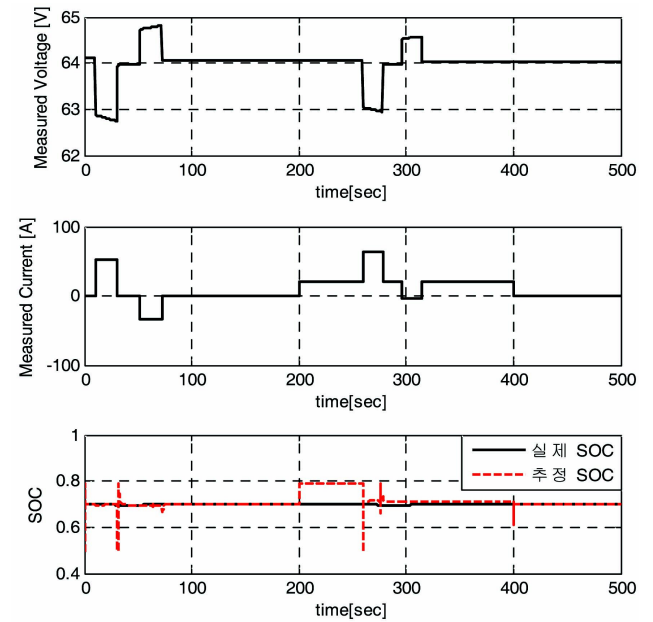


그림 5 전류센서 고장에 대한 SOC 추정 결과
 Fig. 5 SOC estimation results for current sensor fault

3.2 퍼지 출력예측자에 의한 잔차발생 및 고장식별 알고리즘

센서고장의 검출은 일차적으로 SOC 추정치의 변화율에 대한 임계치 검사를 통해 수행될 수 있다. 일단 센서고장이 검출된 후에는 고장센서를 식별해야한다. 센서고장 발생시 고장센서의 식별을 위해서는 먼저 식별 대상 고장 간의 구분을 가능케 하는 잔차를 정의해야한다. SOC 레벨은 연속이고 배터리 모델은 표 1에 나타난 바와 같이 SOC 레벨에 따라 비선형적인 파라미터를 가지므로, 전체 SOC영역에서의 센서고장 검출을 위해서는 이러한 비선형성을 고려한 잔차 발생 장치가 설계되어야 한다. 본 절에서 제안하는 고장 검출식별기법은 식(3)의 z -전달함수 및 식(5)의 이산치 모델과 각 SOC 레벨에서의 파라미터벡터(θ)에 근거하여 퍼지 예측자를 구성하고, 예측자가 제공하는 측정변수의 예측치와 센서가 제공하는 측정치의 잔차에 근거하여 고장을 검출 식별한다. 잔차 발생을 위한 퍼지예측자는 전체 SOC 구간을 선형성이 유지되는 작은 구간으로 나눈 다음, 각 SOC 구간에 대한 선형예측자를 설계하고, 이들을 퍼지 추론 알고리즘 [11]에 의해 합성함으로써 최종적인 예측결과를 산출한다. 아래의 퍼지예측자 설계에서 SOC 레벨은 각 구간에서 파라미터의 선형성이 확보되도록 10단계로 분할하여 선형 예측자를 설계하고 퍼지합성 알고리즘(fuzzy composition rule

of inference)을 도입하여 결합하였다.

3.2.1 퍼지 전압예측자를 이용한 잔차 발생

퍼지 전압예측자는 식(8)-(11)과 같다. 전압예측자는 고장이 검출된 직후부터 식(9)에 표기된 바와 같이 전류만을 측정치로 갱신하고 전압정보는 측정치 대신 전 단계에서의 추정치로 측정벡터를 구성한다. 따라서 단자전압의 예측치는 고장검출 이전의 전압측정데이터와 입력데이터(부하전류)만에 의해 결정된다.

$$\text{Rule } i: \text{ if } S(k) \text{ is } S_i, \text{ then } \hat{U}_L^i(k) = \theta_{U_L}^{i T} \phi_{U_L}(k), \quad i = 1, 2, \dots, 10 \quad (8)$$

$$\phi_{U_L}(k)^T = [1 \quad \hat{U}_L(k-1) \quad \hat{U}_L(k-2) \quad i_L(k) \quad i_L(k-1) \quad i_L(k-2)] \quad (9)$$

$$\theta_{U_L}^{i T} = [(1-b_1^i-b_2^i)U_{OC}^i \quad b_1^i \quad b_2^i \quad b_3^i \quad b_4^i \quad b_5^i] \quad (10)$$

$$\hat{U}_L(k) = \frac{\sum_{i=1}^{10} \mu^i(S(k)) \hat{U}_L^i(k)}{\sum_{i=1}^{10} \mu^i(S(k))} \quad (11)$$

위에서 $S(k)$ 는 k -번째 시점에서의 SOC 값이고 S_i 는 변수 SOC에 대한 i 번째 퍼지 부집합이다. 그리고 $\mu^i(S(k))$ 는 $S(k)$ 가 i 번째 규칙에 부합되는 정도를 나타내는 소속 함수이다.

전압센서가 제공하는 측정치 $U_L^m(k)$ 과 식(11)에 의한 추정치 $\hat{U}_L(k)$ 의 차인 식(12)를 잔차로 정의하면 식(13)의 임계치 검사에 의해 전압 측정장치의 고장여부를 식별할 수 있다.

$$\epsilon_{U_L}(k) = |U_L^m(k) - \hat{U}_L(k)| \quad (12)$$

$$\text{FAULT: } Th_{U_L} > \epsilon_{U_L}(k) \quad (13)$$

3.2.2 퍼지 전류예측자를 이용한 잔차 발생

각 선형구간에서의 전류예측자를 구성하기 위해 식(5)으로부터 단자전압을 입력, 전류를 출력으로 하는 입출력 모델을 식(14)과 같이 구하였다. 이 역모델(inverse model)은 극점과 영점이 모두 안정영역에 존재하며 미분기를 포함하지 않으므로 추가조치 없이 전류예측자로 사용될 수 있다.

$$i_L(k) = -\frac{(1-b_1-b_2)}{b_3} U_{OC}(k) + \frac{1}{b_3} U_L(k) - \frac{b_1}{b_3} U_L(k-1) - \frac{b_2}{b_3} U_L(k-2) - \frac{b_4}{b_3} i_L(k-1) - \frac{b_5}{b_3} i_L(k-2) \quad (14)$$

센서고장이 발생한 경우, 측정벡터 요소는 식(16)에 나타난 바와 같이 부하전압만을 측정치로 갱신하고 전류는 전 단계에서의 추정치로 대체된다. 따라서 전류예측치는 고장검출 이전의 전류 측정데이터와 전압 측정정보에 의해 결정되고, 전류센서 고장에 의한 출력 추정치의 변화가 발생하지

않는다. 전체 SOC 구간에 대하여 적용되는 퍼지 전류예측자 알고리즘은 식(15)-(18)과 같다.

$$\text{Rule } i: \text{ if } S(k) \text{ is } S_i, \text{ then } \hat{i}_L^i(k) = \theta_{i_L}^{i T} \phi_{i_L}(k), \quad i = 1, 2, \dots, 10 \quad (15)$$

$$\phi_{i_L}(k)^T = [1 \quad U_L(k) \quad U_L(k-1) \quad U_L(k-2) \quad \hat{i}_L(k-1) \quad \hat{i}_L(k-2)] \quad (16)$$

$$\theta_{i_L}^{i T} = \left[-\frac{(1-b_1^i-b_2^i)}{b_3^i} U_{OC}^i \quad \frac{1}{b_3^i} \quad -\frac{b_1^i}{b_3^i} \quad -\frac{b_2^i}{b_3^i} \quad -\frac{b_4^i}{b_3^i} \quad -\frac{b_5^i}{b_3^i} \right] \quad (17)$$

$$\hat{i}_L(k) = \frac{\sum_{i=1}^{10} \mu^i(S(k)) \hat{i}_L^i(k)}{\sum_{i=1}^{10} \mu^i(S(k))} \quad (18)$$

$\mu^i(S(k))$ 는 전압예측자의 경우와 동일하다. 따라서 전류센서 고장검출을 위한 잔차를 전류센서의 측정치 $i_L^m(k)$ 와 식(18)의 전류예측치 $\hat{i}_L(k)$ 의 차인 식(19)로 정의할 수 있고, 식(20)의 잔차 $\epsilon_{i_L}(k)$ 가 Th_{i_L} 이상이 되면 전류센서 고장을 선언할 수 있다.

$$\epsilon_{i_L}(k) = |i_L^m(k) - \hat{i}_L(k)| \quad (19)$$

$$\text{FAULT: } Th_{i_L} > \epsilon_{i_L}(k) \quad (20)$$

3.2.3 고장 검출 및 식별 논리

배터리의 실질적인 SOC의 변화는 매우 완만하게 진행된다. 따라서 그림 4,5에서와 같이 단위시간 당의 SOC추정치 변화가 임계치를 초과하면 측정장치의 고장으로 판단할 수 있다. 본 논문에서는 SOC 추정치 $\hat{S}(k)$ 와 그 전 단계의 SOC 추정치 $\hat{S}(k-1)$ 의 편차가 임계치 Th_{SOC} 이상이 되면 고장으로 검출한다.

$$\epsilon_{SOC}(k) = \hat{S}(k) - \hat{S}(k-1) \quad (21)$$

$$\text{FAULT: } |\epsilon_{SOC}(k)| > Th_{SOC}$$

전달함수를 통해 알 수 있듯이 부하전류의 변화에 따른 단자전압의 변화는 작고 단자전압의 변화에 따른 부하전류의 변화는 크다. 또한 전류센서 고장시 전압 예측자의 출력 변화가 작으므로, 이 사실을 종합하여 전류센서와 전압센서의 고장식별 논리를 설계하였다. 전압예측자의 출력 $\hat{U}_L(k)$ 과 측정값 $U_L^m(k)$ 의 잔차 $\epsilon_{U_L}(k)$ 가 임계치 Th_{U_L} 이상이 되면 전압센서 고장으로 식별하고, 임계치 미만인 경우는 전류고장 판단을 한다. 전류예측자의 출력 $\hat{i}_L(k)$ 과 측정값 $i_L^m(k)$ 의 잔차 $\epsilon_{i_L}(k)$ 가 임계치 Th_{i_L} 이상이 되면 전류센서 고장으로 식별하고, 임계치 미만인 경우는 고장이 아닌 것으로 판단한다.

그림 6은 고장 검출 시 전압센서와 전류센서 고장 식별을 위한 과정을 흐름선도로 나타낸 것이다.

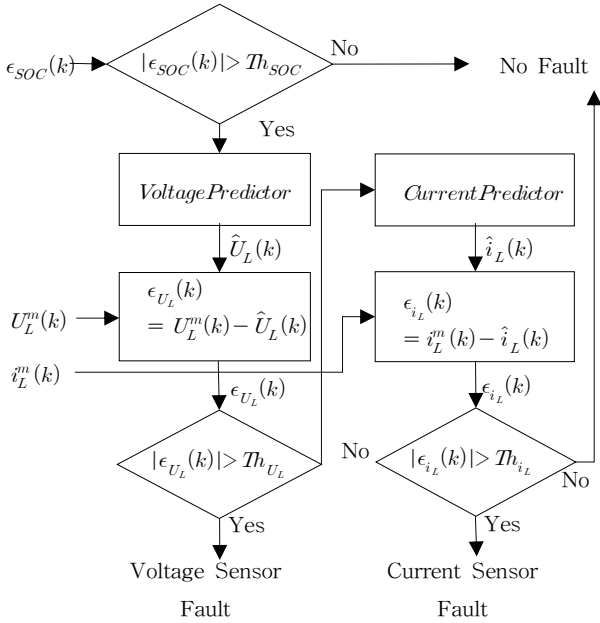


그림 6 배터리 모듈의 전압센서 및 전류센서 고장 식별 논리
 Fig. 6 Detection and isolation logic for the sensor faults in battery module

4. 시뮬레이션 및 결과 검토

센서고장 검출식별 성능을 검증하기 위해 바이어스형태의 고장을 가하고, 퍼지예측자 알고리즘을 이용하여 모의실험을 수행하였다. 퍼지예측자 알고리즘에 도입된 소속함수 μ^i 는 식(22)의 삼각형 꼴로 선정하였으며, 이식에서 S는 SOC를 의미한다.

$$\mu^i = \begin{cases} 10S - (i-1), & 0.1(i-1) < S < 0.1i \\ -10S + (i+1), & 0.1i < S < 0.1(i+1) \end{cases} \quad (22)$$

그림 7은 0.7 SOC 레벨에서 테스트 입력을 넣고, 전압센서에 200초부터 400초 까지 +2V 바이어스 고장을 가한 경우 고장검출식별 결과이다. 그림 7(a)은 전압센서의 측정치와 식(11)에 의한 전압예측치이며 전압센서 고장 시 식(12)의 잔차가 발생함을 보여준다. 그림 7(b)은 전압센서 고장 시 전류 측정치와 예측치의 시간궤적이며, 두 궤적이 동일하여 식(19)의 잔차가 거의 없음을 알 수 있다. 그림 7(c)은 그림 6의 검출식별 논리를 실시간 구동한 결과이며 전압센서 고장이 발생 직후 검출식별 되었음을 보여준다. 전압 및 전류센서의 검출을 위한 임계치는 검출 가능한 최저오차를 각각 정격의 1% 및 2%로 설정한 상태에서 고장에 대한 시뮬레이션 결과를 분석하여 $Th_{SOC} = 0.01$, $Th_{U_L} = 0.5$ 및 $Th_{i_L} = 0.5$ 로 선정하였으며, 검출식별의 신뢰도를 개선하기 위해 잔차에 적절한 스케일인자를 적용하였다.

그림 8은 동일한 환경에서 200초부터 400초 까지 +10A의 전류센서 고장이 발생한 경우의 고장검출식별 결과이다. 그림 8(a)는 전압센서의 측정치와 예측치가 동일하여 식(12)의

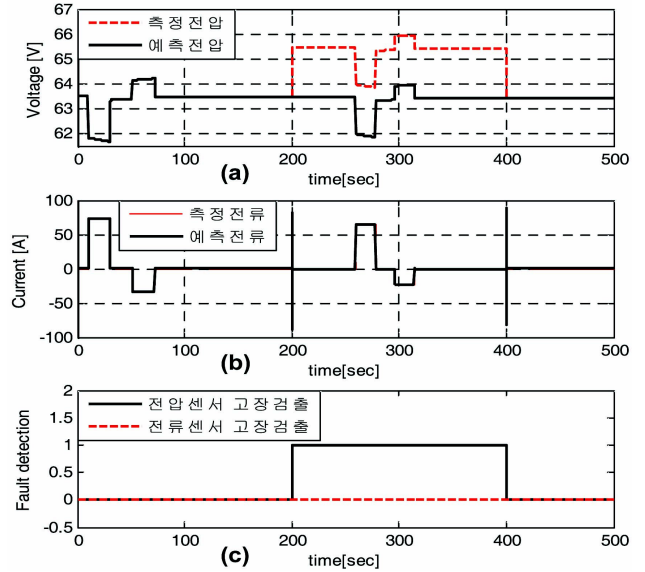


그림 7 전압센서 고장 검출 식별 결과

- (a) 전압센서 고장에 대한 측정전압과 예측전압
- (b) 전압센서 고장에 대한 측정전류와 예측전류
- (c) 고장검출식별 결과

Fig. 7 Detection and isolation results for voltage sensor fault

- (a) Measured voltage and predicted voltage
- (b) Measured current and predicted current
- (c) Detection/Isolation results

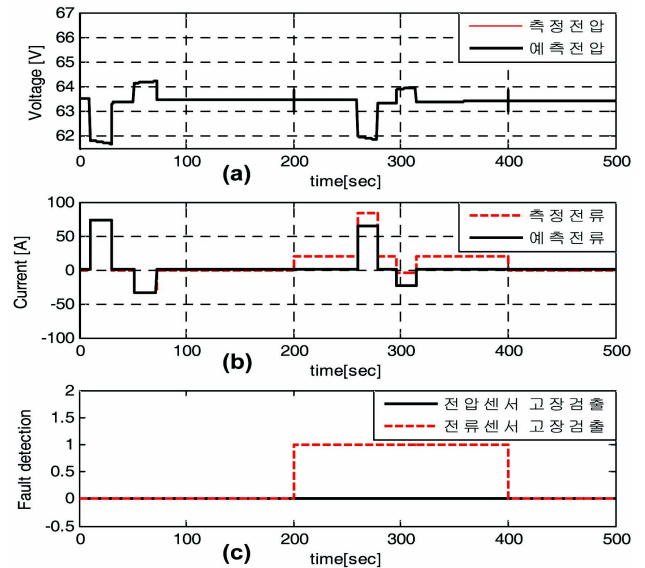


그림 8 전류센서 고장 검출 식별 결과

- (a) 전류센서 고장에 대한 측정전압과 예측전압
- (b) 전류센서 고장에 대한 측정전류와 예측전류
- (c) 고장검출식별 결과

Fig. 8 Detection and isolation results for current sensor fault

- (a) Measured voltage and predicted voltage
- (b) Measured current and predicted current
- (c) Detection/Isolation results

잔차가 거의 영임을 보여주며, 그림 8(b)은 식(19)의 크기 20정도의 잔차가 발생함을 보여준다. 그림 8(c)은 그림 6의 검출식별 논리를 실시한 구동한 결과이며 전류센서 고장이 발생 직후 검출식별 되었음을 보여준다.

5. 결 론

SOC의 추정을 위하여 DP모델 기반의 SOC 추정기법에 대하여 기술하고 공칭전압 57.6V, 공칭용량 C_N 100Ah인 리튬이온전지 모듈을 대상으로 파라미터 및 SOC 추정 결과를 확인하였다. 또한 BMS의 신뢰도 개선을 위하여 SOC 추정에 악영향을 주는 단자전압 및 부하전류 측정센서 고장의 검출식별 방법을 제안하였다. 센서고장의 검출, 식별을 위하여 비선형 모델에 적용 가능한 퍼지예측자를 도입한 잔차 발생기구를 설계하였다. 또한 SOC 추정기법을 적용한 경우 전압센서 및 전류센서의 오동작이 SOC 추정결과에 미치는 영향을 분석하여 센서고장 검출식별 논리를 완성하였다. 시뮬레이션을 통하여 성능을 검토한 결과, 전압 및 전류 바이어스 오류를 발생 직후 검출식별할 수 있음을 확인하였다. 앞으로 다양한 형태의 센서고장에 대한 실증적 연구, 온도 및 C-rate의 변화를 고려한 모델을 이용한 센서 고장검출식별기법의 확장 연구 및 발생고장의 보상 대책에 관한 연구를 진행하고자 한다.

References

[1] Yinjiao Xing, Eden W. M. Ma, Kwok L. Tsui and Michael Pecht, "Battery Management Systems in Electric and Hybrid Vehicles", *Energies* 2011, 4, 1840-1857

[2] Seog-Hwan Yoo, "A Nonlinear Observer Design for Estimating State-of-Charge of Lithium Polymer Battery," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, 2012, 6, 300-304

[3] He Hongwen, Xiong Rui, Fan Jinxin, "Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach," *Energies* 2011, 4, 582-598

[4] Fei Zhang, Guangjun Liu, "A Battery State of Charge Estimation Method using Sliding Mode Observer," *The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation* 2008, 6, 989-994

[5] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs -Part 3. State and parameter estimation," *J. Power Sources* 2004, 8, 277 - 292

[6] He Hongwen, Xiong Rui, Zhang Xiaowei, Sun Fenchun, Fan Jinxin. "State of charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model," *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2011, 3, 1467-1469

[7] He Hongwen, Zhang Xiaowei, Xiong Rui, Yongli Xu,

Guo Hongqiang, "Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicle," *Energy* 2012, 3, 310-318

[8] Hae-Bong Jung, Young-Chol Kim, "Multiple Model Adaptive Estimation of the SOC of Li-ion battery for HEV/EV," *KIEE* 2011, 1, 142-149

[9] Sung-Jun Ahn, State-of-charge estimation of Li-Ion battery, M.S. thesis, Department of Mechanical Engineering, Pusan National University, 2012

[10] D. W. Ruck, S. K. Rogers, M. Kabrisky, M. E. Oxley, and B. W. Suter, "The multilayer perceptron as an approximation to a Bayes optimal discriminant function," *IEEE Transaction on Neural Networks* 2002, 8, 296-298

[11] L.H. Tsoukalas, R.E. Uhrig, *Fuzzy and neural approaches in engineering*, John wiley and sons, inc., 1997

저 자 소 개



한 만 유 (韓萬揄)

1987년 2월 13일생.
2012년 단국대 전기전자공학부 졸업(학사). 2014년 단국대 대학원 전자전기공학과 졸업(석사)
E-mail : h1000you@gmail.com



이 기 상 (李起常)

1952년 10월 24일생.
1978년 고려대 전기공학과 졸업(학사).
1984년 고려대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1995년~96년 Univ. of Washington 방문교수. 2005년~08년 단국대학교 정보통신대학원장. 1983년~현재 단국대 전기공학부 교수
Tel : 031) 8005-3605
E-mail : keesang@dankook.ac.kr