확장 칼만 필터기반 센서 융합 기법을 통한 폐배터리 팩 내부 셀 간 SOC 불균형 상태 추정을 위한 알고리즘 연구

박진형*, 김건우*, 최원재**, 류희연**, 김종훈*

충남대학교*, 현대자동차 그룹**

A Study on the Algorithm for Estimating SOC Variation in Retired Battery Pack Using Sensor Fusion Technique based on Extended Kalman Filter

Jinhyeong Park*, Gunwoo Kim*, Won Jae Choi**, Hee-Yeon Ryu**, Jonghoon Kim*

Chungnam National University*, Hyundai Motor group**

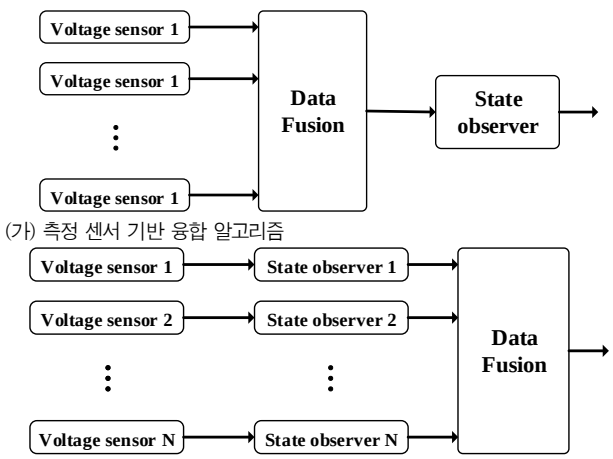
ABSTRACT

폐배터리를 조합하여 배터리 팩을 구성 시, 사용환경이 상이한 폐배터리 간의 전압/SOC의 편차가 존재하여 장기간 사용시 과충전/과방전과 같은 안전상을 문제가 발생할 가능성이 크다. 따라서 본 논문에서는 확장 칼만 필터를 기반 센서 융합 방법을 사용하여 폐배터리 팩의 셀 간 SOC 불균형을 추정하는 알고리즘을 제안한다. 검증은 셀간 전압 불균형이 있는 노화된 배터리 팩에 임의의 전류 프로파일을 인가하여 제안된 알고리즘을 검증한다.

1. 서 론

최근 환경 규제에 따른 전기자동차 시장이 급격히 성장하면서 전기자동차에 대한 수요가 증가하고 있다. 전기 자동차의 급격한 성장에 맞춰, 수명이 다한 배터리의 처리가 문제가 되고 있다. 폐배터리를 처리하기 위해서는 막대한 비용이 요구되고, 처리하는데 있어 환경오염의 문제가 발생한다 [1]. 따라서, 최근 세계 자동차 기업들은 전기 자동차에서 발생되는 노후화된 배터리를 재활용하는 방안에 대해 강구하고 있다. 많은 자동차 회사들이 노후화된 배터리 팩을 새로이 조합하여 에너지 저장 장치를 구축하는데 많은 연구가 진행되고 있다. 폐배터리 팩을 사용하여 ESS(Energy Storage System)를 설계할 때, 많은 비용을 차지하는 배터리를 재활용 배터리로 사용함으로써 큰 비용 절감이 가능하다. 하지만, 폐배터리를 사용하여 새로운 배터리 모듈을 설계 시 내부 SOC 및 전압 편차와 같은 불균형이 발생하여 안정상의 문제가 발생할 수 있다. 따라서 배터리 모듈 내부의 배터리의 정보를 실시간으로 모니터링하여 셀 간 불균형 문제점을 파악하는 연구가 폐배터리 재활용 시장에서 가장 큰 이슈 사항이다. 하지만, 수많은 셀의 직/병렬 연결로 구성된 배터리팩의 상태 정보를 정확하게 추정하기 위해서는 각 셀 및 팩에 전류 센서와 같은 고정밀 측정 장비가 요구되며, 많은 배터리를 통해 구축되는 ESS의 경우 큰 비용이 요구된다.

본 논문에서는 최소한의 측정 장비를 통해 셀 간 SOC를 추정하고 ESS 시스템의 상태를 추정하기 위하여 센서 융합 기반 확장 칼만 필터 알고리즘을 제안한다. 센서 융합 알고리즘은 항공, 군사 및 자율 주행 자동차등과 같은 분야에서 많이 사용되는 기술이다. 기본 개념은 비싼 한가지 센서를 사용하여 어떤 물체를 측정하여 상태를 추정하는 것보다 값 싼 여러 센서 정보를 수학적으로 융합하여 추정하는 것이다. 예를 들어, 사람이 물체를 판단할 때 한가지 감각만을 사용하는 것보다 여러 기관을 통해 관측할 경우 관측하고자 하는 대상을 좀더 명확하게 판단할 수 있다. 이러한 융합 과정은 기본적으로



(가) 측정 센서 기반 융합 알고리즘

(나) 상태 기반 융합 알고리즘

그림1 센서 융합 알고리즘 방법

Fig.1 Sensor fusion algorithm method

통계적인 방법을 사용하고 있으며, 본 연구에서는 칼만 필터를 활용하여 배터리 팩의 정보를 정확하게 추정하고자 한다. 본 논문에서 제시한 알고리즘은 기존 배터리 팩 모델링을 단순 전압 편차를 통해 계산하는 것이 아닌 [2], 확장 칼만 필터에서 사용하는 시스템 변수를 통해 셀 간 SOC 불균형을 나타내었다.

2. 칼만 필터 기반 상태 융합 알고리즘

2.1 측정 센서 기반 융합 알고리즘

그림 1. (가)에서 Data fusion부분에서 조합된 행렬 값들은 칼만 필터 알고리즘에 직접 적용되어 시스템의 상태를 추정하게 된다. 기존 칼만 필터 알고리즘과 행렬의 차원 수가 증가할 뿐, 동일한 구조이다. Measurement fusion은 센서 융합 방법 중 가장 직관적인 방법이며 이론적으로는 측정된 데이터를 직접 알고리즘에 입력하기 때문에 가장 우수한 추정 성능을 나타낸다. 하지만, 측정하고자 하는 대상의 개수가 증가할수록 알고리즘에 적용되는 행렬의 차원수가 증가하여 계산량이 기하급수적으로 증가하는 단점이 있다. 또한 여러 정보를 통해 전체의 시스템의 상태만 추정하기 때문에, 개별 시스템의 상태를 추정하는 것에는 한계성이 존재한다.

2.2 상태 기반 융합 알고리즘

State fusion은 measurement fusion과 달리 그림 1. (나)와 같이 각 센서에 칼만 필터를 적용해서 추출된 각각의 상태 정보를 취합하여 전체 시스템의 상태를 추정하는 알고리즘이다. 이 방법은 각 센서

측정부에 상태 관측기를 설치하여 각 시스템의 상태를 추정하고 이를 취합하여 전체 시스템의 상태를 추정하게 된다. 시스템의 상태를 융합하는 방법은 다양하지만, 본 연구에서는 Centralized Kalman filter 기법을 사용하여 배터리 팩의 상태를 추정하였다. Centralized Kalman filter는 각 센서의 칼만 필터 알고리즘에서 추정된 칼만 게인값, 모델 오차 및 시스템 변수를 활용하여 정규화를 하고 전체 시스템을 보정한다. 또한, 각 시스템에서 칼만 게인값과 시스템 변수를 활용하여 전체 시스템의 오차 공분산을 계산하여 각 시스템에 다시 피드백하는 구조로 알고리즘이 구성이 된다. 이 방법은 각 시스템의 상태 변수를 확인할 수 있으며, 고장 진단 알고리즘에도 적용이 가능하다. 하지만 입력 변수가 각 센서마다 필요하여 Measurement fusion보다 센서의 사용 개수가 증가한다. 또한 Measurement fusion 방식에 비해 불확실한 정보를 융합하기 때문에 추정 성능이 하락할 수 있다.

3. 제안하는 배터리 팩 셀간 SOC 불균형 알고리즘

3.1 배터리 팩 및 단일 셀 모델링

본 논문에서 제안한 센서 융합을 이용한 배터리 팩 상태 추정 알고리즘을 구동하기 위하여, 사전에 해당 시스템의 모델링 및 변수 선언을 한다. 본 논문에서 사용한 배터리 모델에서는 추정하고자 하는 상태 변수가 SOC임으로, 식 (1)과 같이 상태 방정식과 측정방정식을 정의한다. 상태 방정식은 전류 적산법을 기반으로 설계되며, 측정 방정식은 배터리 모델의 단자 전압을 뜻한다. 전류 적산법을 계산하기 위해서는 배터리의 전류 정보가 필요하지만, 셀 단위 모델단에서는 오직 전압 정보만을 측정한다. 따라서, 본 논문에서는 배터리 팩 단위에서 측정되는 전류 정보를 병렬 개수(P)만큼 나누어 전류 정보를 단일 셀 모델에 입력시킨다. 배터리 팩 모델 또한 단일 셀과 동일한 방식으로 모델링을 수행한다. 입력 값은 측정되는 전류 정보를 통해 배터리의 SOC, 단자 전압 정보를 계산한다. 식 (2)는 시스템 변수는 확장 칼만 필터 및 셀간 불균형을 나타내는 가장 중요한 역할을 하는 변수로써, 각 모델의 상태 방정식과 측정 방정식을 시스템의 상태 변수로 편미분을 통해 비선형 시스템을 선형화하여 알고리즘에 적용하게 된다.

$$\begin{cases} f(x_{k,N}^{cell}, u_k^{cell}) = SOC_k + (\dfrac{\Delta t}{C_n}) i_k^{cell} \\ z(x_{k,N}^{cell}, u_k^{cell}) = OCV_k(SOC_k) + i_k^{cell} R_0 \end{cases} \quad (1)$$

$$H_k^{cell} = \frac{\partial z(x_k, u_k / \mathrm{P})}{\partial x}\bigg|_{x_k = \hat{x}_k^-} = \frac{\partial OCV_{cell}}{\partial SOC}\bigg|_{x_k = \hat{x}^-}$$
$$H_k^{pack} = \frac{\partial z(x_k, u_k)}{\partial x}\bigg|_{x_k = \hat{x}_k^-} = \frac{\partial OCV_{pack}}{\partial SOC}\bigg|_{x_k = \hat{x}^-} \quad (2)$$

3.2 확장 칼만 필터 알고리즘 및 데이터 융합

본 논문에서 제안한 알고리즘의 과정은 그림 2와 같이 센서 융합 기반의 이중 확장 칼만 필터 알고리즘을 구동한다. 알고리즘의 입력값인 전류는 병렬 개수에 따라 나눠 단일 셀 모델의 상태 방정식에 입력하여 각 셀과 배터리 팩의 SOC 값을 식 (3)를 통해 계산한다. 식 (4)에서는 배터리 팩의 오차 공분산과 각 셀의 노이즈 파라미터를 활용하여 각 셀 SOC의 오차공분산을 예측한다. 식 (5)에서 각 셀의 칼만 게인을 시스템 변수, 예측된 오차 공분산 및 노이즈 파라미터를 통해 계산한다. 모델 단자 전압과 단위 셀 모델에서 측정된 셀 전압 정보와의 오차를 계산하여, 식 (6)과 같이 현재의 SOC 정보를 보정하게 된다. 배터리 팩의 SOC는 식 (7)과 같이 각 셀의 칼만 게인값과 오차의 곱의 평균값을 통해, 배터리 팩의 SOC 값을 보정하게 된다. 또한 식 (8)과 같이 각 셀의 칼만 게인과 시스템 변수를 기반으로 배터리 팩의 오차 공분산을 계산하게 된다.

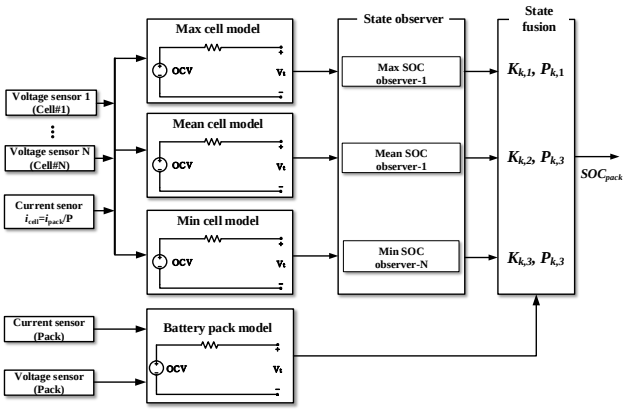


그림2 제안된 셀 간 불균형 및 배터리 팩 SOC 추정 알고리즘의 블록도

Fig.2 Block Diagram of Proposed cell-to-cell variation and Battery Pack SOC Estimation Algorithm

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1,N}^- = f(\hat{x}_{k,N}^+, \dfrac{u_k}{P}, \dfrac{\hat{\theta}_{k+1}^-}{P}) \\ \hat{x}_{k+1,pack}^- = f(\hat{x}_{k,N}^+, u_k, \hat{\theta}_{k+1}^-) \end{cases} \quad (3)$$

$$P_{k+1,N}^- = A_{k,N} P_{k,N}^+ A_{k,N}{}^T + Q_N^x \quad (4)$$

$$K_{k,N}^x = P_{k+1,pack}^- H_{k,N}{}^T (H_{k,N} P_{k+1,pack}^- H_{k,N}{}^T + R_N{}^x)^- \quad (5)$$

$$\hat{x}_{k+1,N}^+ = \hat{x}_{k+1,N}^- + K_{k,N}^x \cdot Error_N \quad (6)$$

$$\hat{x}_{k+1,pack}^+ = \hat{x}_{k+1,pack}^- + \frac{1}{N}\sum_{N=1}^{N} K_{k,N}^x \cdot Error_N \quad (7)$$

$$P_{k+1,N}^+ = (I - K_{k,N} H_{k,N}) P_{k+1,N}^- \quad (8)$$

4. 시뮬레이션 및 검증

본 논문에서 사용한 배터리 팩의 구성은 11S2P(S: 직렬, P: 병렬) 구조이며 초기 공칭 용량은 10Ah이다. 본 논문에서 사용한 배터리 팩의 용량은 7.45Ah이며 이는 초기 용량 대비 80%이하로 떨어진 폐배터리이다.

본 논문에서 최종적으로 제안한 State fusion을 검증하기 위해서 그림 3을 사용하였다. 배터리팩의 안전한 사용과 알고리즘의 검증을 하기 위해서 초기 SOC값을 0.8로 설정한다. 이는 완충된 배터리 팩을 1C-rate로 12분간 방전한 뒤 주행 프로파일을 진행하였다. 또한, 전압 불균형에 따른 최대/평균/최소 단일 셀의 SOC, 배터리팩의 SOC 및 측정 전압 간의 비교를 통해 제안된 알고리즘의 추정 성능을 검증한다. 그림 3와 같이 충/방전 전류가 임의로 인가되는 경우 셀에 가해지는 피로도가 증가하게 된다. 그림 4와 같이 검증 프로파일을 노화된 배터리에 적용할 경우, 셀의 노화도에 따라 전압 강하가 다르게 되어 셀 종지 전압에 먼저 도달하거나 원하는 만큼 방전이 되지 않아 SOC 추정에 어려움이 따른다. 따라서 셀간 전압/SOC 불균형 알고리즘을 본 전압 데이터를 활용하여 최종적으로 검증하고 셀간 불균형에 따른 SOC 검증을 실시한다.

3.1 단일 셀 SOC 추정 결과

그림 5에서 나타낸 추정 결과는 전류 적산법, 각 셀 및 배터리 팩 정보를 사용하여 추정된 SOC 추정 결과를 비교하였으며 총 22개의 셀의 전압 데이터와 배터리 팩의 전압 정보를 기반으로 SOC를 추정하였다. 각 셀의 초기 SOC는 0으로 설정하였으며 이 값은 식 (3), (6) 및 (7)을 통해 참값으로 보정하게 된다. 이러한 식을 기반으로 초기 전압의 불균형에 따른 각 셀의 SOC 편차를 반영하여 초기 SOC를 보정하고 추정을 한다. 셀의 전압 정보에 따라 보정된 셀 단위 정보에서 최소 전압을 가진 셀의 경우 다른 셀보다 일찍 종지 전압에 도달하고 방전이 지속적으로 진행됨에 따라 과방전이 발생하였다. 그

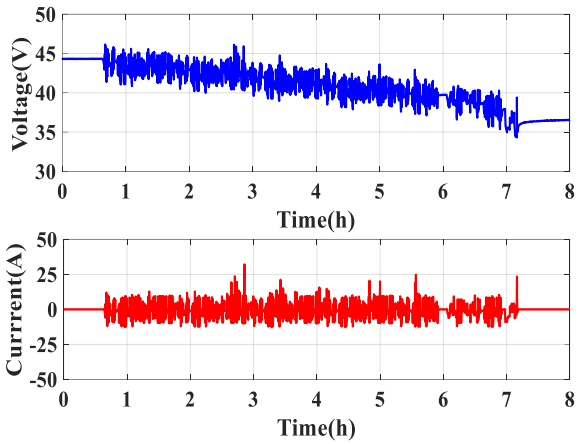


그림3 제안된 알고리즘 검증을 위한 전압/전류 프로파일

Fig.3 Votlage/Current profile for verification of the proposed method

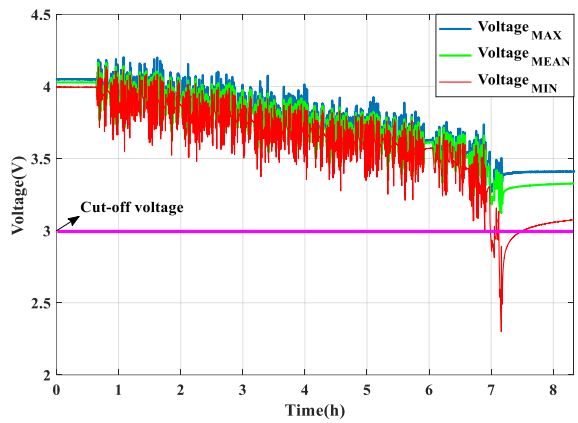


그림4 배터리 팩 내부 셀간 최대/평균/최소 전압

Fig.4 Maximum / average / minimum voltage between cells in battery pack.

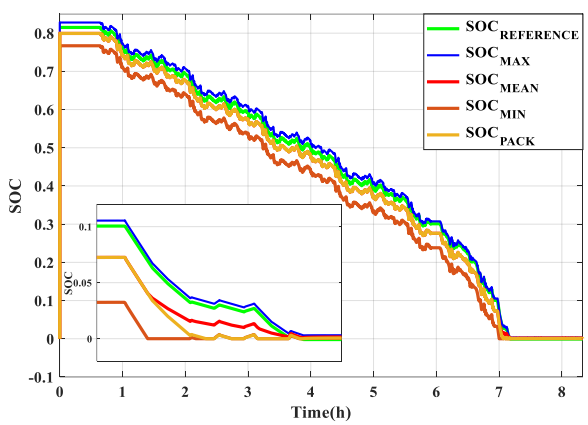


그림5 제안된 알고리즘의 SOC 추정 결과 및 비교

Fig.5 SOC estimation results and comparison of the proposed algorithm.

러나 최대 전압을 가지는 셀의 경우 다른 SOC에 비해 약 1%정도 높은 값을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 추정 오차의 경우 그림 6과 같이 셀 단위에서 추정된 평균 값과 제안된 알고리즘에서 추정된 배터리 팩 SOC의 값을 비교하였다. 셀의 평균 전압만을 사용하였을 경우에는 오차가 약 5~7%이며 추정 성능이 매우 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 이는 단순 평균 전압만을 사용하였을 경우 배터리 팩

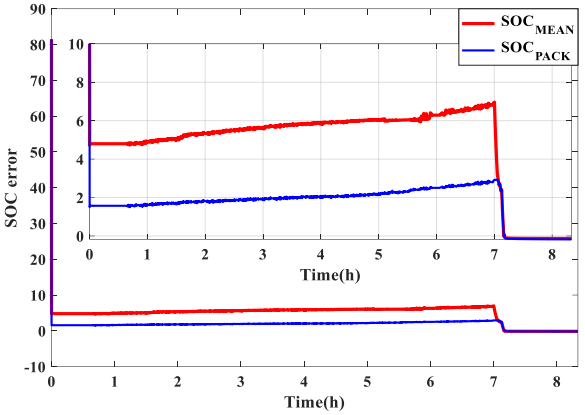


그림6 단일 셀 평균 SOC 및 배터리 팩 SOC 추정 오차

Fig.6 Single Cell Average SOC and Battery Pack SOC Estimation Errors

내부 불균형 및 특성을 반영하지 못하기 때문에 나타나는 오차이기 때문이다. 제안된 알고리즘의 추정 성능의 경우 추정 오차가 약 3% 이내로 추정된다. 하지만 낮은 SOC 영역대에서는 다른 구간보다 오차가 증가하는 경향성이 발생한다. 이는 배터리 팩 내부 성능이 떨어지는 셀이 과방전이 발생하였기 때문에 확장 칼만 필터에서 정의된 시스템 변수 ((2))가 이러한 특성을 반영하지 못하기 때문이다. 이는 기존 셀 거동 특성과 다른 특성이기 때문으로 추후 고장 진단과 같은 이슈로 확장되어 연구가 진행될 예정이다.

5. 결 론

본 논문은 폐배터리 팩 내부 셀간 불균형을 효과적으로 추정하기 위한 알고리즘을 제안한 논문이다. 본 논문에서는 배터리팩 내부 센들의 정보를 기반으로 최대/최소/평균 전압을 통해 셀간 SOC 편차를 추정하였으며 실험을 통한 검증을 실시하였다. 본 알고리즘을 사용함으로써 셀 간 SOC 편차를 효과적으로 추정하였으며 이는 추후 안정적인 배터리팩 운용에 기반이 되는 논문이다. 추후 본 논문에서 제시된 내용을 바탕으로 배터리 시스템에 대한 안전 관리에 관한 기준을 성립하기 위한 연구가 요구된다.

이 논문은 현대자동차 미래혁신기술과제 (2019-07-00016) 연구비 지원에 의하여 연구되었습니다.

참 고 문 헌

[1] E. Martinez-Laserna, I. Gandiaga. Sarasketa-Zabala, J. Badeda, I. Stroe, M. Swierczynski, A. Goikoetxea, " Battery second life: Hype, hope or reality? A critical review of the state of the art," Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 93, pp. 701-718, Oct 2018.

[2] Yuejiu Zheng, Wenkai Gao, Minggao Ouyang, La guang Lu, Long Zhou, and Xuebing Han, "State-of-charge inconsistency estimation of lithium-ion battery pack using mean-difference model and extended Kalman filter," J. Power Source, Vol. 383, pp. 50 – 58, April 2018.