

주성분분석(PCA)기반 고용량 배터리팩의 열화 인자 추출 방법 및 SOH 추정 기법 연구

이평연*, 이성준**, 송현철***, 김종훈*
 충남대학교*, 조선대학교**, 한화디펜스***

Study on SOH estimation and extraction of degradation parameter based on principal component analysis for high energy battery pack

Pyeong-Yeon Lee*, Seong-Jun Lee**, Hyeon-Cheol Song***, Jonghoon Kim*
 Chungnam National University*, Chosun University**, Hanwha Defense***

ABSTRACT

고용량 어플리케이션의 높은 신뢰성을 만족하기 위해 배터리 열화에 영향을 미치는 다양한 변수가 고려되어야 하며, 24S1P의 배터리팩을 사용하여 전기적 노화를 수행하였다. 주성분 분석을 통해 열화에 상관성이 있는 변수인 용량, 내부 저항, 셀간 전압 편차, 최대 온도, 만방에서의 최소 전압 등을 설명하는 새로운 열화의 변수를 추출하였다. 열화 변수를 사용하여 설계한 SOH 추정 기법을 비교 및 검증한다.

1. 서론

리튬이온 배터리는 소형부터 대형 어플리케이션까지 다양한 분야에서 사용되고 있다. 리튬이온 배터리의 효율적인 운용을 위해 배터리의 상태를 모니터링 할 수 있는 배터리 관리 시스템(battery management system ;BMS)의 역할이 중요하다. 배터리가 노화됨에 따라 배터리의 상태를 나타내는 내부 특성의 변화가 발생한다. 다양한 환경 및 부하의 조건에 따라 배터리가 열화되며, 배터리 내부 특성의 변화를 야기한다. 열화에 따른 배터리 내부 특성은 대표적으로 배터리의 용량 감소, 내부 저항의 증가가 있다. 이의 내부 특성은 배터리의 수명을 나타내는 지표로써 사용된다. 배터리가 열화됨에 따라 배터리의 내부 특성이 변화를 야기하며, 신뢰성 및 안전성 측면에서 과충전, 과방전, 과전류와 같은 사고에 위험이 있다.

고용량 배터리 팩은 다양한 직병렬 조합으로 구성됨으로 용량, 내부 저항과 같은 한가지의 변수만을 고려한다면 부정확한 수명의 정보를 판단할 수 있으며, 배터리 열화에 영향을 미치는 다양한 변수를 고려해야한다. 또한, 리튬이온 배터리의 EOL(end of life)의 정의가 필요하다. 수명의 기준에서 용량은 초기 용량의 80%의 국제적으로 통용되는 기준을 가지고 있지만, 저항의 기준은 모호한 특징을 가지고 있다.

본 논문은 고용량 배터리 팩의 높은 신뢰성 및 안전성을 만족하기 위해 열화에 관련된 다양한 인자를 복합적으로 고려한 SOH(state of health) 추정 기법을 제안한다. 열화에 관련된 다양한 인자를 모두 고려하기 위해 모델을 설계하면, 계산의 복잡도가 증가하며 과적합(overfitting)의 문제, 독립 변수 간 영향을 미쳐 부정확한 추정이 된다. 이의 문제를 해결하기 위해 제안한 방법을 통해 복합적인 인자를 모두 설명하는 새로운 열화 변수를 생성하며, 열화를 설명하는 새로운 변수를 통해 배터리의 수명을 추정하는 방법에 대해 제안한다.

2. 열화 인자 추출을 위한 전기적 특성 실험

2.1 전기적 특성 실험

고용량 배터리의 열화 인자를 추출하기 위해 cycle life test를 수행하였다. 전기적 노화 실험은 만충과 만방으로 구성되어 있으며, 휴지 시간은 2시간을 적용하였다. 만충의 경우, 정전류-정전압의 방법을 적용하고, 만방은 정전류 조건으로 수행하였다. NMC 계열 고용량 리튬이온 배터리팩을 사용하였으며, 고용량의 특성을 가지는 그림 1의 프로파일을 사용하여 배터리팩의 열화와 관련된 인자를 추출하였다. 만충과 만방이 한주기로 주기별 배터리의 열화 변수를 정의하기 위해 총 200 주기를 수행하였다. 또한, 배터리의 특성 변수들은 온도에 의한 영향을 받아 변화하기 때문에 온도는 상온 25℃를 고정하기 위해 항온 챔버를 사용하여 온도를 유지하였다.

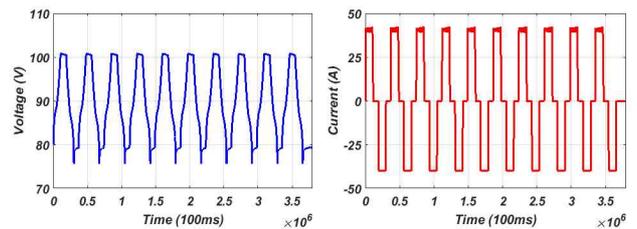


그림 1 전기적 노화 실험 프로파일
 Fig. 1 Cycle life test profile

2.2 전기적 노화 실험 기반 열화 파라미터 분석

본 논문에서 사용된 고용량 배터리 팩은 24S1P의 배터리팩을 사용하였으며, 24개의 셀 전압과 30개의 온도 센서를 사용하였다. 그림 2-(a)는 배터리 열화의 지표로 대표적으로 사용되는 방전 용량을 나타내며, 그림 2는 충전과 방전이 진행되면서 주기에 따라 감소하거나 증가하는 변수를 추출하였다. 변수는 주기에 따른 셀간 전압 편차 및 최소 전압, 최대 온도, 미소 용량, 내부 저항으로 정의하였다. 그림 2-(a)는 식 (1)에 의해 만충부터 만방까지의 전류 누적을 통해 산출된 방전 용량을 나타내고, 초기 방전 용량 대비 약 3%의 용량 감소가 발생하였음을 확인하였다. 그림 2-(b)은 최대 셀 전압과 최소 셀 전압의 차이로 계산된 셀간 전압 편차를 나타내고, 이의 값은 내부 셀간 전압 불균형이 증가로 인해 과충전 및 과방전이 발생할 수 있다. 초기 전압 편차 대비 약 3배 이상의 증가가 되었다. 그림 2-(c)는 1주기에서의 최대 온도를 나타내며, 초기 최대 온도 대비 약 2.5%의 증가를 확인하였다. 이는 그림 2-(e)과 같

이 주기가 반복될수록 내부 저항이 증가하며, 내부 저항의 증가에 따라 내부 손실의 증가로 인해 최대 온도가 증가함을 확인할 수 있다. 그림 2-(d)는 주기별 만방에서의 최소 셀 전압을 나타내고, 200cycle에서 4.2%의 감소가 있으며 초기에는 설정한 배터리의 운용범위에서 동작하였지만, 노화가 진행됨에 따라 운용범위를 초과함을 확인할 수 있는 지표이다. 그림 2-(f)는 특정 단자 전압 영역의 충전 전류의 누적으로 산출된 미소용량을 나타내며, 실제 운용 환경에서는 전체의 방전 용량을 산출 할 수 없기 때문에 고용량 배터리팩에서 미소 용량의 고려는 필수적인 요소로 판단된다.^[1] 노화와 관련된 인자를 추출하였으며, 추출된 변수들이 열화에 영향을 미치는 변수임을 확인하기 위해 방전 용량과 5가지 변수의 상관분석을 수행하였다. 상관 분석의 결과로 상관관계의 정도를 나타내는 상관계수는 표 (1)에 나타내었다. 방전 용량과의 5가지 변수는 모두 상관관계의 크기가 0.7 이상임을 확인하였다. 변수들과 방전용량과의 인과관계는 확인 할 수 없지만 방전 용량과 5가지 변수가 선형적인 상관관계를 가짐을 확인하였다. 주성분 분석을 통해 선형적인 변수들의 조합으로 새로운 인자를 추출한다.

$$Cn_{Discharge} = \int i_{discharge} dt \quad (1)$$

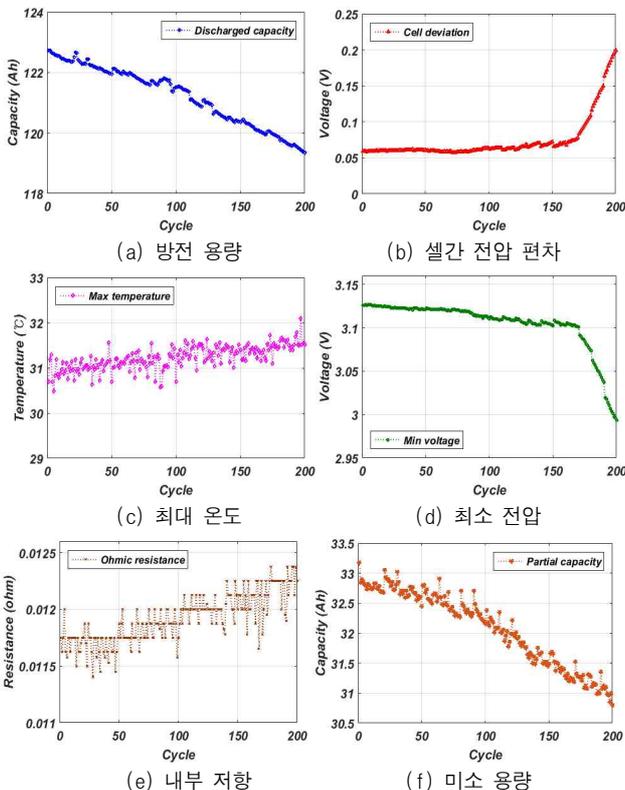


그림 2 노화실험 프로파일로부터 추출된 열화 변수
Fig. 2 Deterioration variable

3. 새로운 열화 인자 추출 방법 및 회귀 분석

3.1 열화 인자 추출을 위한 주성분 분석(PCA)

주성분분석은 변수들의 공분산행렬 및 상관관계행렬을 통해 원래 변수들의 선형결합으로 표현되는 새로운 주성분을 생성하고 주성분을 통해 변수의 전체의 분산이 설명 가능한 차원 축소의 방법이다. 또한, 다중회귀분석에서 독립변수 간 강한 상관

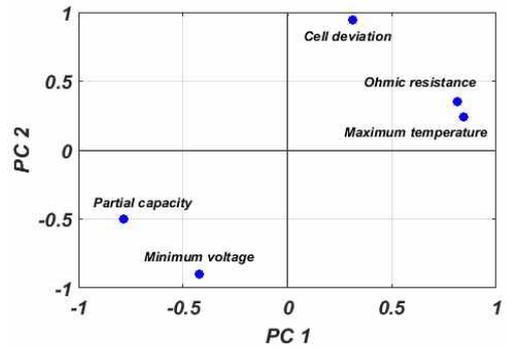


그림 3 주성분분석의 행렬도
Fig. 3 Biplot of principal components analysis

표 1 상관분석 결과

Table.1 Result of correlation analysis

| 변수 | 방전 용량 | 전압 편차 | 최대 온도 | 최소 전압 | 미소 용량 | 내부 저항 |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 방전 용량 | 1 | -.700 | -.714 | .787 | .987 | -.806 |
| 전압 편차 | -.700 | 1 | .528 | -.987 | .576 | -.685 |
| 최대 온도 | -.714 | .528 | 1 | -.595 | -.987 | .787 |
| 최소 전압 | .787 | -.987 | -.595 | 1 | -.714 | .528 |
| 미소 용량 | -.806 | .576 | .594 | -.654 | 1 | -.796 |
| 내부 저항 | .987 | -.685 | -.690 | .770 | -.796 | 1 |

표 2 설명된 총 분산

Table.2 Total variance explained

| Factor | Eigenvalue | Percentage of variance | Cumulative percentage |
|--------|------------|------------------------|-----------------------|
| 1 | 3.765 | 75.295 | 75.295 |
| 2 | .640 | 12.800 | 88.095 |
| 3 | .416 | 8.315 | 96.410 |
| 4 | .175 | 3.500 | 99.910 |
| 5 | .004 | 0.090 | 100.000 |

관계를 나타내는 다중공선성의 문제를 해결할 수 있는 방법으로 사용되고 있다. 주성분은 각 변수에 가중치를 인가하여 선형 결함을 통해 산출된다. 주성분에 적용되는 각 변수의 정보를 최대한 이용하기 위해 분산이 최대가 되도록 가중치가 결정된다. 주성분은 변수의 개수보다 적어야하며, 각각의 주성분은 상관이 없어야한다. 이는 공분산이 0이 되도록 결정됨을 의미한다. 주성분은 식 (2)과 같이 정의할 수 있다. $PC_1 \sim PC_m$ 은 주성분을 나타내며, $Z_1 \sim Z_n$ 은 각 변수의 단위의 영향을 제거하기 위해 표준화(Standardization)를 적용한 값을 나타내며, 전압 편차, 최대 온도, 최소 전압, 미소 용량, 내부 저항을 나타낸다. $a_{11} \sim a_{mm}$ 은 각 변수의 가중치를 표현한다.

데이터의 차원 감소를 위해 변수의 개수보다 적은 주성분의 수를 결정해야하며, 주성분의 수를 결정하기 위해서는 표 2와 같은 고유값(Eigenvalue)과 누적설명력을 통해 산출된다. 일반적으로 누적설명력이 85%이상을 만족할 때의 주성분 수를 선정한다.^[2] 표 2의 누적 설명력이 85%이상을 만족할 때의 주성

분의 수를 선정하기 때문에 본 논문에서는 성분은 2개로 정의하며, 5개 변수를 2개의 주성분으로 약 88%를 설명할 수 있다.

그림 3은 주성분에 영향을 미치는 정도를 확인할 수 있다. PC_1 과 높은 상관관계를 가지는 변수는 미소 용량, 내부 저항, 최대 온도가 있으며, PC_2 와 높은 상관관계를 가지는 변수는 최소 전압과 셀간 전압 편차이다. 배터리 열화의 변수로 생성된 2개의 주성분은 식 (3), (4)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} PC_1 &= a_{11}Z_1 + a_{12}Z_2 + \dots + a_{1n}Z_n \\ PC_2 &= a_{21}Z_1 + a_{22}Z_2 + \dots + a_{2n}Z_n \\ &\vdots \\ PC_m &= a_{m1}Z_1 + a_{m2}Z_2 + \dots + a_{mn}Z_n \end{aligned} \quad (2)$$

$$PC_1 = 0.208Z_1 + 0.560Z_2 - 0.282Z_3 - 0.522Z_4 + 0.540Z_5 \quad (3)$$

$$PC_2 = 0.646Z_1 + 0.165Z_2 - 0.618Z_3 - 0.340Z_4 + 0.243Z_5 \quad (4)$$

4. 제안한 SOH 추정 기법

3.1 다중회귀모형 기반 SOH 추정 기법

주성분분석을 통해 산출된 주성분을 통해 다중회귀분석을 수행한다. 주성분분석을 수행하기 전 다중회귀모형의 경우, 5가지 독립 변수 간 다중공선성의 문제가 발생하여 추출된 독립 변수의 제거가 필요하였지만, 주성분분석을 수행하여 모든 변수를 설명하는 주성분 통해 다중회귀분석을 수행하였다. 다중회귀 모형은 다음과 같은 식으로 모델링된다. 식 (5), (6)는 실험 데이터로부터 산출된 데이터의 회귀선을 나타내며, 변수가 2개일 때를 가정한 식이다. X_{np} 의 n은 변수 내 데이터의 개수, p는 변수의 개수를 의미한다. 식 (7)은 최소제곱법을 나타내며, SSE가 최소가 되는 회귀 계수($\hat{b}_0, \hat{b}_1, \hat{b}_2$)를 산출한다. 산출된 회귀계수는 식 (6)에 적용하여 회귀모형을 설계한다.

$$Y = X\beta + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, I\sigma^2) \quad (5)$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} \\ 1 & X_{21} & X_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} \end{pmatrix}, \beta = \begin{pmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \end{pmatrix}, \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n \varepsilon^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 x_{i1} - \hat{b}_2 x_{i2} - \hat{b}_3 x_{i3})^2 \quad (7)$$

그림 4는 제안한 SOH 추정 방법과 한 개의 열화 변수만을 적용하여 SOH를 추정 결과를 나타낸다. 현재의 결과는 선형적으로 배터리의 용량이 감소하기 때문에 한 가지 파라미터만을 고려하여도 큰 오차를 발생하지 않지만, 배터리의 열화의 원인은 다양하기 때문에 복합적인 열화의 영향이 고려되어야한다. 그림 5는 제안한 방법과 1가지 파라미터만을 고려하였을 때를 비교한 오차를 나타내며, 제안한 방법은 약 1%이내의 오차를 가지며, 5가지 열화의 영향을 반영하였음에도 불구하고 오차가 작은 미소용량으로 추정한 결과와 차이가 작음을 확인하였다. 추후, 한 가지 파라미터만을 사용한 추정 방법은 배터리의 열화의 복합적인 영향을 고려하지 못하기 때문에 배터리의 열화 정도를 판단하기에 어려움이 있을 것으로 예상된다. 또한, 차원 감소를 하지 않고 모든 파라미터를 고려하게 되면 알고리즘의 계산 량과 복잡도가 증가하게 된다.

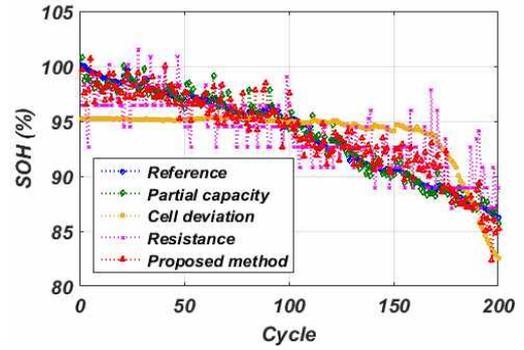


그림 4 회귀 모형 검증 결과
Fig. 4 Verification of regression model

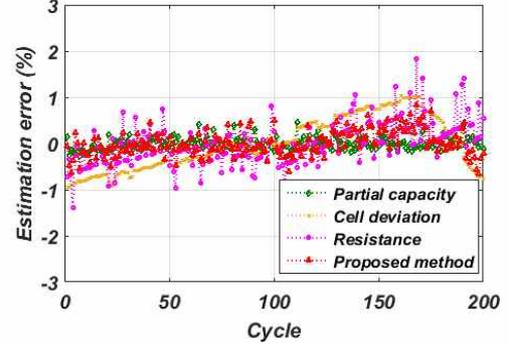


그림 5 회귀 모형 검증 오차
Fig. 5 Verification error of regression model

3. 결론

본 논문에서는 고용량 배터리팩의 신뢰성과 안전성을 확보하기 위해 다양한 열화 변수를 고려하기 위해 고용량 리튬이온 배터리팩을 사용하고, 전기적 노화 실험(cycle life test)을 수행하였다. 이의 실험을 통해 열화에 관련된 다양한 인자를 추출하였으며, 한 가지의 변수만을 사용하면 복합적인 열화의 영향을 판단하기에 어려움이 있다. 주성분분석을 통해 다양한 열화의 변수를 설명하는 새로운 열화변수를 생성하였으며, 열화 변수를 통해 SOH를 추정하는 방법을 제안하였다. 제안한 SOH의 추정 성능은 약 1%이내에 있음을 확인하였고 향후 실제 고용량 어플리케이션에 제안한 추정기법을 사용하여 성능을 검증할 것이다.

본 논문은 한화디펜스의 연구비의 지원을 받아 수행된 연구에 의해 수행되었습니다.

참고 문헌

- [1] 이평연, 이성준, 송현철, 김종훈, (2018). 에너지 저장 장치를 위한 충전 미소용량과 방전 용량의 회귀 모형을 적용한 SOC 추정 기법. 전력전자학회 학술대회 논문집, (), 39-41.
- [2] Manabu Kano, Shinji Hasebe, Iori Hashimoto, and Hiromu Ohno, "A new multivariate statistical process monitoring method using principal component analysis", Computers & Chemical Engineering, Vol 25, No. 7-8, pp. 1103-1113, 2001, August