

고출력 리튬이온 배터리의 SOH 예측을 위한 ARIMA-Kalman 하이브리드 모델의 설계

김승우¹, 이평연¹, 한동호¹, 이성준², 김종훈^{1*}
 충남대학교¹, 조선대학교²

Design of ARIMA-Kalman Hybrid Model for SOH Prediction of High-Power Lithium-ion Battery

Seungwoo Kim¹, Pyeong-Yeon Lee¹, Dongho Han¹, Seong-Jun Lee², Jonghoon Kim^{1*}
 Chungnam National University¹, Chosun University²

ABSTRACT

배터리의 안정적인 운영과 관리를 위해서 배터리의 SOH 예측은 매우 중요한 과제이다. 본 논문에서는 배터리 팩의 SOH를 예측하기 위한 ARIMA-Kalman 기반의 최적화된 하이브리드 방법을 소개한다.

1. 서론

배터리의 안정적인 운영과 관리를 위해서는 배터리의 상태 및 교체시기를 파악하기 위한 모니터링이 필요하다. 리튬이온 배터리는 사용 시간에 따라 용량 감소 및 내부 저항의 증가가 발생하게 되고 유지 보수비용 및 고장을 발생 시킬 수 있기 때문에 배터리의 정확한 수명 예측이 필요하다. 배터리의 건강 상태 (SOH: State-of-Health)는 배터리의 수명을 나타내는 지표로써 초기 배터리와 사용에 따라 노화된 배터리의 용량 및 파라미터의 비교를 통해 SOH를 나타낸다. SOH는 초기 용량의 80%에 도달하였을 때 더 이상 배터리를 사용할 수 없다고 판단하며 이때를 EOL(End-of-Life)라 정의 한다. ARIMA (Auto-regression Integrated Moving Average) 모델은 시계열 기반의 데이터 예측 방법으로 배터리의 SOH를 예측하는데 적합한 모델이다. 그러나 ARIMA 모델은 단일 시계열 데이터만을 사용하여 SOH를 예측하기 때문에 장기 예측 성능에 한계가 존재하며 새로운 정보가 추가 될 경우 모델의 파라미터를 조정하기 어렵다는 문제를 가지고 있다. 본 논문에서는 모델 기반의 방법인 칼만 필터와 통계 모델 기반의 ARIMA을 결합한 하이브리드 모델을 제안한다. 기존 ARIMA 알고리즘을 통해 모델을 선정하게 되고 선정된 모델을 배터리의 SOH 예측을 위해 칼만 필터와 결합한 모델로써 기존의 모델보다 안정적인 성능을 가진다.^[1]

2. 전기적 특성 실험 및 내부 파라미터 추출

2.1 실험 장비 및 전기적 특성 실험

본 논문에 사용된 배터리는 INR-18650 25R 원통형 셀로 그림 1과 같은 과정을 통해 전기적 특성 실험을 진행한다. 외기 온도를 상온 (25°C)로 유지하기 위해 항온 항습의 챔버를 사용하며 충방전기를 사용하여 실험 중인 배터리에 전류를 인가한다. Host PC와 충방전기 간의 모니터링 및 레코딩 절차를 통해 배터리의 만충, 만방에 따른 전기적 노화 실험을 진행한다.



그림 1 배터리 SOH 실험 장비 및 프로세스
 Fig 1 Experimental equipment and processes of SOH

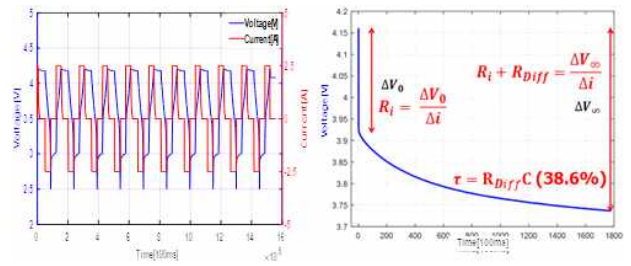


그림 2 전기적 노화 실험 및 파라미터 추출 방법
 Fig 2 Electrical aging experiment and parameter extraction

2.2 내부 파라미터 추출

실험에 사용된 INR-18650 25R 배터리의 정격 용량은 2.5[Ah], 충전 상한 전압은 4.2[V], 방전 하한 전압은 2.5[V]이다. 배터리의 모델을 구성하기 위한 내부 파라미터는 그림 2를 통해 추출한다.

$$C_n = \int i dt \quad (1)$$

식(1)은 방전 용량을 계산하기 위한 전류적산법이다. 전류적산법을 통해 각 사이클 동안의 만방 시의 전류를 누적하여 방전 용량을 측정하는 방법으로 구현하기 용이하지만 노이즈의 누적에 따라 오차가 누적되는 문제점을 가지고 있다.

$$SOH_{capacity} = \frac{C_{n_{current}} - C_{n_{aging}}}{C_{n_{fresh}} - C_{n_{aging}}} \quad (2)$$

식(2)는 방전 용량 기반의 SOH이다. 식 (2)를 통해 추출한 방전 용량을 기반으로 초기 용량과 EOL을 통해 현재의 용량을 측정하는 방법이다.

3. ARIMA-EKF 모델

3.1 ARIMA model

시계열 분석이란 독립 변수를 이용하여 종속 변수를 예측하는 기계학습과는 다르게 시간을 독립 변수로 사용한다는 특징을 가지고 있다. ARIMA 알고리즘은 시계열 데이터 기반 데이터 분석 방법으로 현재의 데이터가 과거의 데이터에 영향을 받는다는 기반 하에 성립 된다. ARIMA는 자기회귀 모형(AR)과 이동 평균 모형(MA) 결합한 모델인 ARMA 모델에서 비정상적인 시계열 데이터의 안정적인 예측을 위해 데이터 함수 간의 차분(I)을 사용하여 개선한 형태이다. AR은 현재의 데이터와 과거의 데이터 사이의 상관관계를 측정하기 위한 수식으로 시계열 데이터에 시차(Time lag)를 두어 분석한다. MA는 관측값이 이전의 연속적인 오차의 영향을 받는다는 가정 하에 상관관계를 분석하는 수식이다.

$$AR(p) : X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \epsilon_t \quad (3)$$

$$MA(q) : X_t = \epsilon_t - \beta_1 \epsilon_{t-1} - \dots - \beta_q \epsilon_{t-q} \quad (4)$$

$$\hat{y}_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} - \beta_1 \epsilon_{t-1} - \dots - \beta_q \epsilon_{t-q} \quad (5)$$

여기서 식 (3)의 X_t 는 그 시계열 자료를 나타내는 변수, ϕ 는 자기상관계수, ϵ 은 백색소음(White noise)이다. 식 (4)의 ϵ 는 시점 t 에서의 오차항이며, β 는 이동평균계수이다. 식 (5)는 AR과 MA를 혼합하여 비정상성을 제거하는 차분(I)의 과정이 포함된 ARIMA 모형이며 ARIMA에서 모수는 p, d, q 세 가지가 존재한다. 각각 p 는 AR 모형의 시차, q 는 MA 모형의 시차, 차분의 횟수는 d 를 의미하며 ARIMA(p, d, q) 같이 표현한다.

3.2 Kalman Filter model

본 논문에서 사용되는 칼만 필터는 상태 방정식과 측정 방정식을 올바르게 초기화 하는 것에 중점을 둔다.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (6)$$

여기서 X_k 는 상태 방정식, A 는 상태 전이 행렬, U 는 제어 입력 행렬, w_k 는 공분산을 가진 정규 분포 노이즈이다.

$$Z_k = Hx_k + v_k \quad (7)$$

여기서 Z_k 는 측정 함수, H 는 관측 전이 행렬, v_k 는 공분산을 갖는 평균 가우스 백색 잡음이다.

3.3 ARIMA-Kalman model

ARIMA 모델은 칼만 모델의 ME / SE 방정식을 초기화하기 위해 제시됩니다. ARIMA (3, 1, 1) 모델의 명시 적 방정식은 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{bmatrix} X_1(t+1) \\ X_2(t+1) \\ X_3(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(t) \\ X_2(t) \\ X_3(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times a(t+1) \quad (8)$$

Kalman 모델의 KRP (Kalman Recursive Prediction)를 사용하여 SOH 예측을 진행한다. 칼만 모델의 성능은 KRP의 초기 매개 변수에 영향을 받지 않으며 이 모델의 성능을 테스트하기 위해 배터리의 400Cycle동안의 방전 용량 기반 SOH를 통해 실험을 수행한다.

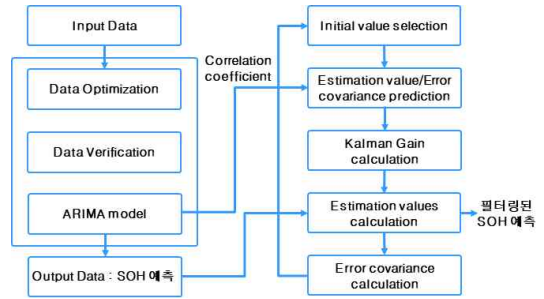


그림 3 ARIMA-Kalman 흐름도
Fig 3 ARIMA-Kalman flow chart

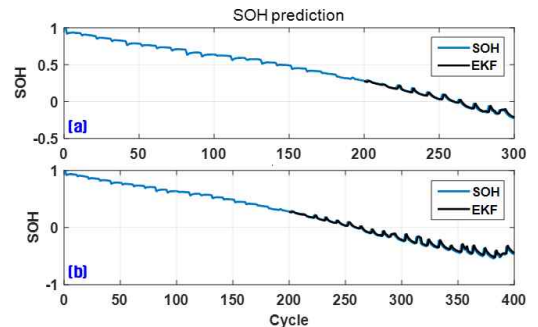


그림 4 ARIMA-Kalman을 사용한 배터리의 SOH 예측 (a) 200-300Cycle 예측, (b) 200-400Cycle 예측.
Fig 4 Prediction of SOH in battery using ARIMA-Kalman (a)200-300 Cycle prediction, (b)200-400 Cycle prediction.

3.4 예측 결과

하이브리드 모델의 예측 결과는 그림 4와 같다. 모델의 정확성 검사 결과 기존의 ARIMA 예측 모델의 성능보다 매우 예측 정확도가 향상된 것을 확인 할 수 있으며 특성이 변화하는 구간을 잘 반영하여 예측이 진행된다. 하지만 예측의 단계수가 많을수록 초기 예측 보다 후기 예측의 정확도가 떨어지는 것을 확인 할 수 있다.

3. 결론

제안된 ARIMA-Kalman 알고리즘은 기존의 ARIMA 분석 방법과 비교하여 모델링의 계산 비용을 크게 증가 시키지 않으면서도 예측의 정확성을 크게 향상 시킨다. 하이브리드 모델은 배터리의 비선형적인 특성을 가진 SOH를 예측하는데 적합하며 ARIMA 모델의 선형 및 비선형적인 부분을 Kalman filter와의 하이브리드화를 통해 확률적인 오차를 감소시킨다.

본 연구는 한국전력공사의 2016년 선정 기초연구개발과제 연구비에 의해 지원되었음 (R17XA05-55)

참고 문헌

- [1] Zhongyue Su, Jianzhou Wang, Haiyan Lu Ge Zhao, "A new hybrid model optimized by an intelligent optimization algorithm for wind speed forecasting", Energy Conversion and Management Volume 85, September 2014, Pages 443-452.