

ARIMA 모델 기반의 리튬이온 배터리 SOH 예측 알고리즘

김승우 박진형 김종훈

충남대학교

Prediction Algorithm for Lithium Ion Battery SOH Based on ARIMA Model

Seungwoo Kim, Jinyeong Park, Jonghoon Kim

Chungnam National University

ABSTRACT

배터리의 효율적인 관리와 안정적인 운영을 위해서는 배터리의 노화에 따른 배터리의 모니터링이 필요하다. 하지만 모델 기반의 SOH 예측 모델의 경우 파라미터의 변화에 대한 정확한 정보가 반영되지 않을 경우 심각한 오류를 야기 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 비 모델인 시계열 예측 기법 ARIMA 모델을 제안하고 전기적 특성 실험을 통한 내부 파라미터에 대한 분석과 파라미터에 대한 상관분석, 이를 통한 SOH 예측을 통해 ARIMA 모델의 특성 및 정확성에 대해 제안한다.

1. 서 론

배터리의 효율적인 관리와 안전성을 위해서는 배터리의 상태를 모니터링 할 수 있는 배터리 관리 시스템(BMS: Battery Management System)을 사용하여 배터리의 노화 상태를 측정하고 배터리 노화 상태에 따른 정보를 통해 배터리를 모니터링이 필요로 한다. 리튬 이온 배터리의 방전 용량 및 내부 저항은 사용 시간에 따라 감소, 증가하고 이러한 배터리의 성능 지표의 감소는 배터리의 유지 보수비용 및 고장을 발생 시킬 수 있기 때문에 배터리의 정확한 수명 예측이 필요하다. 배터리의 수명 예측을 위해서는 초기 배터리와 노화된 배터리의 용량 및 저항을 비교하여 배터리의 성능상태(SOH: State-of-Health)를 나타낸다. 배터리의 용량이 80%가 되었을 때 급격한 배터리의 열화가 발생하기 때문에 그 이하로 떨어지게 되면 배터리의 수명이 다했다고 정의한다. 배터리의 수명에 대한 정의를 통해 실제 운영되는 사이클에서의 SOH를 예측하여 배터리의 교체 시기 및 노화에 따른 파라미터의 변화를 예측한다.^[1]

이중 확장 칼만 필터(DEKF: Dual Extended Kalman Filter)와 같은 모델을 기반의 SOH 예측은 배터리 노화에 따른 파라미터의 변화에 대한 정보를 반영하지 않을 경우 배터리의 잘못된 충전상태(SOC: State-of-Charge)를 반영하게 되어 BMS에 심각한 문제를 야기 할 수 있다.^[3] 비 모델 기반의 SOH 예측 기법은 SOC나 추가적인 파라미터가 필요하지 않기 때문에 SOC 및 파라미터 등의 변수에 영향을 받지 않으며 실험에 소요되는 시간이 적고 비용이 적게 든다는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서는 비 모델 기반의 시계열 분석 기법인 자기회귀 차분 이동평균(ARIMA: Auto-Regression Integrated Moving Average) 모델을 사용한 배터리의 SOH 예측 기법을 제안한

다. 사용된 INR-18650 25R 셀의 데이터에 대한 소개 및 SOH의 정의에 대해서 소개하고, ARIMA 모델의 구현을 위한 수학적인 수식 및 용량과 저항을 기반으로 측정한 SOH 예측 모델의 구현을 통해 ARIMA 모델의 SOH 예측에 대한 정확성을 평가하고 ARIMA 모델을 사용한 SOH 예측을 통해서 ARIMA 모델의 특성에 대해서 제시한다.

2. 전기적 특성 실험 및 내부 파라미터 분석

2.1 SOH 정의

배터리의 수명 상태를 나타내는 지표로 초기 배터리와 노화된 배터리의 비교를 통해 배터리의 상태를 나타낸다. 배터리의 SOH를 나타내기 위한 기본적인 파라미터는 용량, 저항, 작동시간, 온도, SOC, C-rate, 방전 깊이(DOD: Depth of Discharge) 등의 노화에 따른 변화로 파라미터의 변화를 통해 SOH를 판단한다. SOH는 구체적인 단위가 없지만 배터리가 전혀 노화되지 않은 상태를 Fresh로 SOH 100% 상태를 나타내며 용량이 80% 이하가 된 노화 상태를 SOH 0%로 수명 임계(EOL: End-of-Life)라고 정의하지만 저항에 대한 기준은 명확하지 않다. EOL 이하의 상태는 사용이 가능하지만 열화가 급격하게 증가하기 때문에 사용하는데 주의를 기울여야하는 구간이다. 본 논문에서는 구현이 간단하고 주로 사용되는 변수인 용량을 사용하여 배터리의 SOH를 분석한다. 각 식의 용량과 내부 저항은 만충/만방 Cycle 실험에서 용량은 방전 시의 전류의 누적 값을, 저항은 휴지구간 이후 방전 시의 이 발생하는 전압이 급격히 떨어지는 구간에서의 저항으로 정의한다.

(1)

(2)

여기서 식 (1)의 는 현재의 용량, 은 초기용량에서 80%까지 노화된 상태에서의 용량, 는 초기상태의 용량을 나타낸다. 식 (2)의 는 현재의 저항, 는 초기용량에서 80%까지 노화된 상태에서의 저항, 는 초기 상태의 저항을 나타낸다.

2.2 전기적 특성 실험

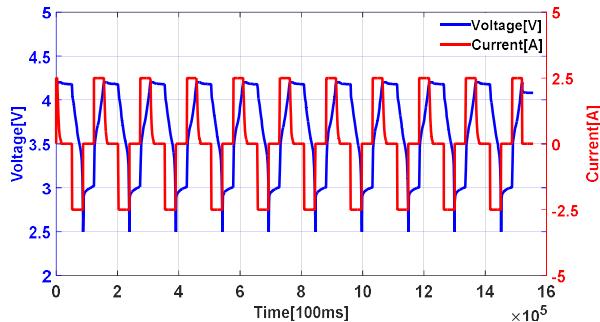


그림 1 전기적 노화 실험을 위한 전압/전류 프로파일

Fig.. 1 Voltage/Current profile of electric cycle life test

전기적 특성 실험으로 추출한 방전 용량 및 내부 저항의 파라미터를 사용하여 SOH를 예측한다. 방전 용량과 내부 저항은 노화에 따른 변화와 경향성이 뚜렷하기 때문에 SOH를 추출하는 좋은 지표가 된다. 본 논문에서는 SOH를 예측하기 위해 사용된 배터리는 INR-18650 25R 원통형 셀로 그림 1과 같이 전기적 노화 실험을 진행하였다. 배터리는 외기 온도의 변화에 따라 전기적 특성이 민감하게 반응하기 때문에 외기 온도의 변수를 제거하기 위해 챔버의 내부 온도를 상온 25°C로 실험을 진행했다. 충전 전압은 상한 4.2(V)로 방전 전압은 하한 2.5(V)로 25R 원통형 셀의 전압 사양에 맞춰 제한하였다. 충전 전류 및 방전 전류는 1C-rate로 한 시간 동안 셀의 용량과 동일한 전류를 인가하였으며 충전 전류는 정전류-정전압(CC-CV: Constant Current-Constant Voltage) 조건으로 방전 전류는 CC 조건으로 충전/방전 이후 휴지시간은 1시간으로 진행하였다. 만충/만방의 상태를 1cycle로 정의하여 한 프로파일을 10cycle을 주기로 총 300cycle의 실험을 진행하였다. SOH에 사용된 용량은 4.2(V)에서 2.5(V)로 방전했을 때 방전 전류의 누적이다.

2.3 전기적 특성 실험에 의한 내부 파라미터 분석

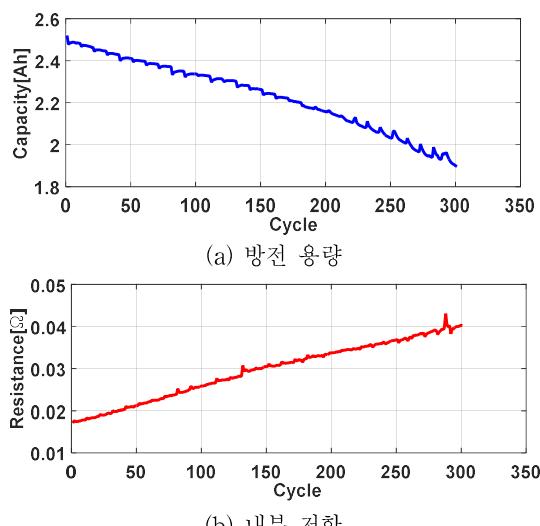


그림 2 전기적 노화 실험 결과

Fig. 2 Cycle life test result

전기적 노화 실험을 통해 300cycle 동안의 방전 용량 및 내부 저항에 대해 그림 2와 같이 산출하였다. 배터리의 초기 방전 용량은 2.5198(Ah)로 EOL은 초기용량의 80%인 방전 용량 2.0158(Ah) 구간이다. 방전 용량은 초기 용량에 비해 300cycle에서 0.6235(Ah) 감소 하였으며 내부 저항은 초기 저항에 비해 초기 저항 0.01709(Ω)에 비해 0.04025(Ω) 증가하였다. 방전 용량과 내부 저항은 노화에 따라 선형적으로 감소/증가하는 형태를 보이고 10cycle마다 일정한 패턴을 보인다. 본 논문에서는 두 파라미터의 노화에 따른 SOH 예측을 위한 ARIMA 기법에 적합한지에 대한 상관관계를 분석하고 이를 통해 ARIMA 기법을 사용하여 SOH를 예측한다.

3. Auto-regression Integrated Moving Average

3.1 ARIMA 모델

시계열 분석이란 독립 변수를 이용하여 종속 변수를 예측하는 기계학습과는 다르게 시간을 독립 변수로 사용한다는 특징을 가지고 있다. ARIMA모델은 시계열 데이터 기반 데이터 분석 기법으로써 과거의 데이터를 바탕으로 현재의 데이터가 과거의 데이터에 영향을 미친다는 내용을 기반으로 한다. ARIMA는 자기회귀 모형(AR)과 이동 평균 모형(MA) 둘 다를 고려한 모델인 ARMA 모델에서 시계열의 비정상성을 설명하기 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.^[2]

$$(3)$$

$$(4)$$

$$(5)$$

여기서 식 (3)의 ϕ_p 는 그 시계열 자료를 나타내는 변수, θ_q 는 자기상관계수, ϵ_t 는 백색소음(White noise)이다. 식 (4)의 ∇^d 는 시점 t 에서의 오차항이며, ∇^d 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 ϕ_p 는 AR 모형의 시차, θ_q 는 MA 모형의 시차, 차분의 횟수는 d 를 의미하며 ARIMA(p, d, q) 같이 표현한다.

3.2 ACF와 PACF

자기 상관 함수(ACF: Auto-correlation function)와 편 자기 상관 함수(PACF: Partial Auto-correlation function)란 자기 상관 시계열의 시차 값에 사이의 선형관계를 나타내기 확인하기 위해 측정하는 식이다. 그림 3의 그래프는 배터리의 용량 SOH의 데이터의 ACF 및 PACF에 대한 그래프로 ACF 그래프가 0에서 110까지 시차를 기준으로 자기 상관이 양에서 음으로 변동하는 Sin파의 형태를 띠고 있는 것을 볼 수 있다. 또한 PACF 그래프에서는 초기 시차에서 1의 상관관계를 보이다가 이후 급격히 감소하고 이후 경향성이 보이지 않는다. 이는 시계열 데이터의 경향이 MA보다 AR의 상관관계가 짙다는 것을 의미한다.

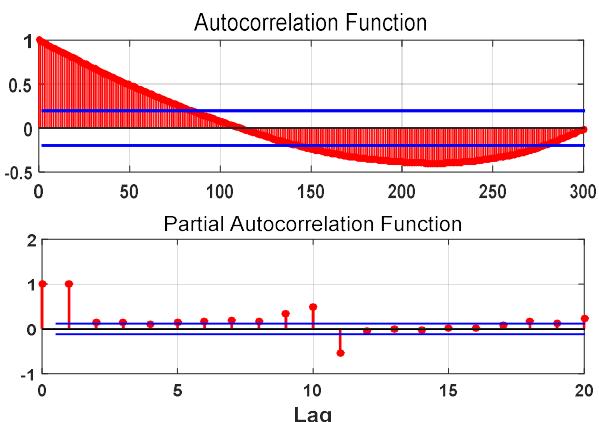


그림 3 SOH 데이터의 ACF와 PACF
Fig. 3 ACF and PACF of SOH data

3.3 ARIMA 모델 예측 결과

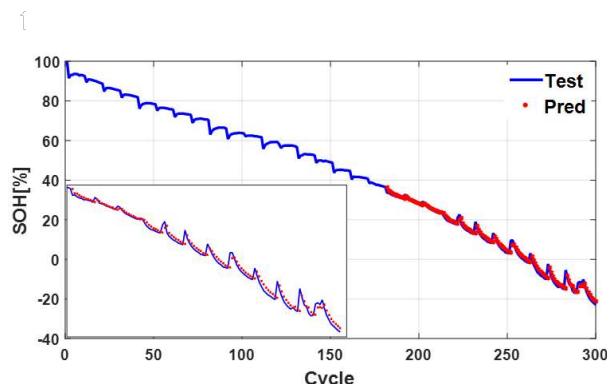


그림 4 방전 용량 SOH와 ARIMA 예측 SOH
Fig. 4 Discharge capacity SOH and ARIMA predicted SOH

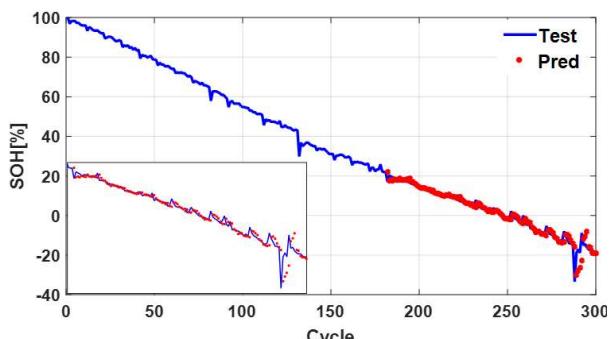


그림 5 저항 SOH와 ARIMA 예측 SOH
Fig. 5 Resistance SOH and ARIMA predicted SOH

본 논문에서는 배터리의 용량을 사용한 SOH에 대한 정의와 시계열 ARIMA 모델을 사용하여 SOH를 예측하고 검증하였다. 예측의 범위는 SOH 데이터의 300cycle 중 40%인 180cycle을 예측하였으며 예측은 그림 4, 5와 같이 방전 용량을 사용한 SOH, 저항을 사용한 SOH 두 가지의 데이터를 사용하여 ARIMA 모델을 사용하여 SOH를 예측하였다. 두 SOH 예측 모델 둘 다 자기상관관계에 따른 경향성과 패턴을 가지고 있고 RMSE를 통해 방전 용량 예측은 2.0158% 저항 예측은 2.8254%로 5% 이내의 오차율을 보인다. 용량 예측에 비해 저

항 예측은 노이즈가 많이 나타난 것을 확인 할 수 있었는데 배터리의 내부 저항은 방전 용량에 비해 외부 환경에 의해 민감하게 반응하기 때문에 데이터 중에 시계열 데이터 패턴과 경향성에 맞지 않은 데이터가 뒤는 현상이 자주 발생한다. 이를 통해 배터리의 내부 저항은 SOH 추정 및 예측에 적합하지 않은 파라미터임을 알 수 있다. 마지막으로 모델에 대한 특성 및 평가기준에 따라 ARIMA 모델은 시계열 데이터로 구현이 간단하고 여러 데이터에 적용하기 쉬우며 자기상관관계를 뚜렷하게 분석 할 수 있다는 장점이 있으나 예측의 범위가 길어질수록 단순하게 똑같은 패턴을 반복하게 된다는 단점이 있어 며 미래의 예측에는 적합하지 않다.

4. 결 론

본 논문은 ARIMA 모델을 통해 SOH를 예측하기 위해 SOH를 정의하고 SOH를 두 가지 파라미터, 방전 용량과 내부 저항을 통해 SOH를 판단한다. 방전 용량을 사용한 SOH은 내부 저항을 사용한 SOH에 비해 외부 환경에 대한 노이즈에 대해서 안정적이므로 SOH에 사용되는데 적합하다. ARIMA 기법을 통해 방전 용량 및 내부 저항에서의 SOH 예측을 구현하고 RMSE를 통해 방전 용량 및 내부 저항을 사용한 SOH 예측의 높은 정확성을 확인 하였다. 하지만 예측의 범위가 길어질수록 단순하게 똑같은 패턴을 반복하게 된다는 단점이 있기 때문에 또한 ARIMA 모델의 배터리 SOH 예측에 대한 추후 과제에 대해서도 확인 하였다.

본 연구는 국토교통부 교통물류연구사업의 연구비지원 (17TLRP-C135446-01, 택배차량용 디젤 트럭의 하이브리드 개조기술 개발 및 실용화)에 의해 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] M.Lucu, E. Martinez-Laserna,I. Gandiaga, H. Camblong, "A critical review on self-adaptive Li-ion battery ageing models", Journal of Power Sources Volume 401, 15 October 2018, Pages 85-101
- [2] Yapeng Zhou, Miaohua Huang, "Lithium-ion batteries remaining useful life prediction based on a mixture of empirical mode decomposition and ARIMA model", Microelectronics Reliability Volume 65, October 2016, Pages 265-273
- [3] Linlin Fang, Junqiu Li, Bo Peng, "Online Estimation and Error Analysis of both SOC and SOH of Lithium-ion Battery based on DEKF Method", Energy Procedia Volume 158, February 2019, Pages 3008-3013