

배터리 잔여 수명 예측을 위한 이산 웨이블릿 변환의 노이즈 제거 기법 기반 최적 열화 모델 설계

김재원*, 이재형*, 이승현*, 김종훈*
 충남대학교 에너지저장변환연구실*

Optimal aging model with Discrete wavelet transform-based denoising technique for prediction of Remaining-useful-life on Lithium-ion battery

Jaewon Kim*, Jaehyeong Lee*, Seunghyun Lee*, Jonghoon Kim*
 Energy Storage Conversion Lab., Chungnam National University*

ABSTRACT

본 논문은 이산 웨이블릿 변환(Discrete wavelet transform; DWT) 기법 기반 최적 열화 모델 설계를 통해 잔여 수명 예측 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 Nickel-manganese-cobalt(NMC) 배터리 데이터를 사용하였다. 또한, DWT 기반 노이즈가 제거된 파라미터를 사용하여 최적 열화 모델을 설계하였다. 이를 통해 전체 데이터 중 30~40% 까지의 데이터로 잔여 수명을 예측하였다. 제안한 방법의 검증 결과로써 각 Cycle 별 2% 미만의 수명 예측 오차 성능을 확인하였다.

1. 서론

전 세계적으로, 배터리 에너지 저장 시스템(Battery energy storage system; BESS)에 대한 기대 수익은 배터리 용량을 어떻게 설계하는지에 따라 결정된다. 이를 통해 용량 설계에 대한 Oversize, Augment 및 Undersize 전략들이 존재한다. Oversize 전략의 경우 BESS에 기준 보다 많은 배터리를 설치하여 운영에 대한 신뢰성을 보장한다. 하지만, 투자 비용 측면에서는 불필요한 소비가 발생된다. Augment 전략의 경우 BESS에 기준만큼 배터리를 설치하며 적절한 투자 비용을 소비한다. Undersize의 경우 BESS에 기준보다 더 적은 배터리를 설치하여 시스템 운영의 신뢰성은 낮아지지만, 투자 비용은 절약할 수 있다. 이러한 전략들은 BESS의 시스템 신뢰성과 투자 비용 사이의 균형점 유지를 위해 제시되었으며, 본 논문에서는 핵심 균형점을 충족시키는 전략을 Augment로 제시한다. 또한, 최적 용량 설계를 수행하고 추가적인 Augment를 위한 교체 주기 예측을 위해 잔여 수명(Remaining-useful-life) 예측을 제안한다.

BESS의 적절한 Augment 시기를 예측하기 위해 리튬이온 배터리(Lithium-ion battery)의 사이클링 및 운용 패턴으로 인한 노화 가능성을 고려해야 한다. 따라서 추가적인 BESS 용량 Augment 시기 및 배터리 노화 사이에 대한 최적 지점을 도출하는 것이 중요하다. 이를 위해 본 논문은 열화 모델 기반 잔여 수명 예측을 제안한다. 또한, 열화 모델 파라미터 추정 시 발생하는 노이즈 제거를 위해 비선형 시계열 데이터 처리에 적합한 이산 웨이블릿 변환(Discrete wavelet transform; DWT) 기법 기반 파라미터 추정을 통한 최적 열화 모델 설계를 제안한다.

2. 배터리 전기적 특성 실험

본 논문에서는 RUL 예측을 위해 총 1,516 Cycles 열화 실험을 진행하였다. LiMnCoO₂(NMC) 배터리를 챔버 온도(25°C) 환경에서 유지하였으며, 인가된 전류 크기는 1C-rate(3.3A)이다. 열화 실험 중 충전은 정전류-정전압 방식을 사용했으며, 방전은 정전류 방식을 사용했다. 열화 실험 결과 배터리의 수명 임계점(End-of-life; EOL)은 cycle 기준으로 1,010 Cycles로 도출되었다. 1,010 Cycles에서 방전 용량 값은 2.64Ah이다.

3장에서 소개할 배터리 열화 모델 설계 시, RUL 예측을 위해 EOL까지 도달한 1010 Cycle 데이터 중 30~40%까지의 데이터만 사용하여 열화 모델 파라미터를 추정하였다. 그 결과 노이즈 제거를 목적으로 DWT 기반 파라미터를 최적화하여 최적 열화 모델을 설계했다. 최종 RUL 예측 결과는 최적 열화 모델 기반 1010 Cycle EOL 데이터를 입력하여 성능을 검증하였다. 이는, BESS의 추가적인 Augment 시 보증 기간 예측 정보로 활용된다.

3. DWT 기법 기반 최적 열화 모델 설계

3.1 절 배터리 준경험적 열화 모델 설계

본 논문에서는 준경험적 모델(Semi-empirical; SE)기반 열화 모델을 설계한다. SE 열화 모델은 전기화학적 방법과 데이터 기반의 단점을 보완한다. 전기화학적 방법은 충전 및 방전 중의 산화/환원 반응, Solid electrolyte interface(SEI) 층 형성 및 이온 diffusion 현상 등의 전기화학적 메커니즘을 반영한 모델이다. 따라서 열화 진단 시 정확한 추정 성능을 나타낼 수 있지만, 추가적인 전기화학적 파라미터를 도출하기 위해 복잡한 실험 및 높은 계산 비용으로 BESS 실제 탑재가 어렵다. 반면 데이터 기반의 방법은 전기화학적 메커니즘은 고려하지 않아 계산 및 실험 비용을 효율적으로 감소시킬 수 있지만, 특정 열화 조건에서만 성능이 부족하다. 따라서 본 논문은 식 (1)과 같이 SE 열화 모델을 설계하여 두 방법의 단점을 보완한다.

$$Q_{cyc,t+1} - Q_{cyc,t} = \Delta Ah \cdot z(\alpha SOC_t + \beta) \exp\left(\frac{-E_a + \eta C_{rate}}{R_{gas} \cdot T_K}\right) Ah_t^{z-1} \quad (1)$$

$$\Delta Ah = \frac{1}{3600} \int_t^{t+1} |I(t)| dt \quad (2)$$

$$Ah_{t+1} = Ah_t + \Delta Ah \quad (3)$$

$$Q_{loss}(\%) = A \cdot (Ah_{throughput})^z \quad (4)$$

여기서, E_a 는 충전 및 방전 중 최소한의 화학반응을 나타내는 활성화 기체 계수이며, 본 논문에서는 추가적 실험에 대한 비용 감소를 위해 22,406[J/mol]로 정의하였다. η 는 C_{rate} 의 영향성을 보상해주는 계수이며 152.5로 정의하였다. R_{gas} 는 기체 상수를 나타내며, 8,314[J/(mol·K)]이다. T_k 는 항온 챔버에 영향을 받는 배터리의 표면 온도이다. z 는 power law 기반 전류의 총량에 따른 출력을 나타내는 계수이며, 열화 경향성으로 정의한다. 또한, 식 (4)의 함수를 통해 300 및 400 Cycles의 z 값을 각각 0.692 및 0.678로 정의하였다. 열화 모델을 이산 시간으로 표현한 식 (1)에서 $Q_{cycle,t+1}$, $Q_{cycle,t}$ 는 $t+1$, t 시간에 따른 용량이다. ΔAh 는 $t+1$, t 시간에 따른 누적된 전류의 총량으로 정의한다. α , β 의 경우 실제 방전 용량과의 최소 오차를 0.1Ah로 설정한 파라미터이며, 그림 2에 용량 추정 결과와 같이 나타내었다. 그림 2에서와 같이 α , β 계수는 실제 측정 데이터에서 나타난 용량 회복 현상이 발생할 때 값이 증가하거나 감소하는 노이즈 성분의 특성이 나타났다. 이러한 현상은 일정하지 않은 휴지 시간으로 인해 배터리의 비선형성이 심화되고 용량 회복 구간에서 파라미터를 도출했기 때문이다. 따라서 3.2절에 소개할 DWT 기법 기반 denoising 기술을 활용하여 파라미터에 대한 신뢰성을 확보한다.

3.2 절 DWT 기반 파라미터 denoising 기법

그림 2와 같이 파라미터에 대한 denoising을 위해 본 논문에서는 DWT 기법을 사용한다. DWT 기법은 시간 영역 신호를 다른 주파수 영역으로 분해하여 denoising 기술에 대한 수학적 접근 방식으로 주로 사용된다. 이는 기존 Fourier 방법 보다 비정상적인 데이터를 처리하는 데 효율적이다. DWT는 식 (5)와 같이 정의된다^[1].

$$DWT(j,k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} x(t) \psi^* \left(\frac{t-k2^j}{2^j} \right) dt \quad (5)$$

여기서 j 는 dilation 변수, k 는 시간 영역과 관련된 변수이다. *는 복소수를 나타낸다. ψ 는 모함수를 나타내며, 본 논문은 Daubechies(dB) 3을 사용했다. 또한, 분해 level 수는 5로 설정하여 α , β 계수의 노이즈를 제거했으며 그림 3에 나타났다. Level 수가 커질수록 α , β 계수의 증가 및 감소하는 현상이 제거된 결과를 도출하였다. 또한, DWT 유무에 따른 α , β 파라미터 추정 결과를 표 1에 나타내었다.

3.3 절 최적 열화 모델 기반 RUL 예측 결과

표 1과 같이 노이즈가 제거된 α , β 파라미터를 기반으로 최적 SE 열화 모델을 설계하였다. 모델에 입력된 데이터는 전체 데이터를 입력했으며, 모델 설계 시 사용된 데이터는 300 및 400 Cycles의 파라미터이다. 그 결과 DWT를 사용하지 않은 300 및 400 Cycles 파라미터 기반 열화 모델의 경우 1,010 Cycles 시점에서 각각 3.18Ah와 3.23Ah이다. 반면 DWT를 사용한 300 및 400 Cycles 파라미터 기반 최적 열화 모델의 경우 1,010 Cycles 시점에서 각각 2.7Ah와 2.65Ah이다. 이를 통해 DWT 기반 노이즈를 제거한 α , β 파라미터를 사용했을 때, RUL 예측 성능이 우수하다는 결과를 검증하였다.

표 1 DWT 적용 유무에 따른 α , β 파라미터 추정 결과

Table. 1 Results of α , β parameter estimation without and with DWT

Item	Without DWT		With DWT	
	α	β	α	β
300 Cycles	2.17	1.12	4.35	9.26
400 Cycles	0.27	2.91	5.33	11.98

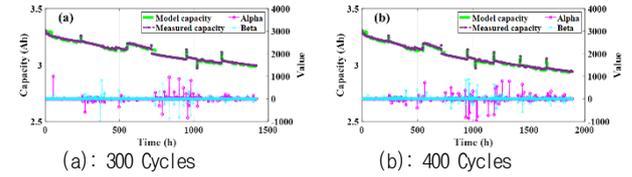


그림 2 배터리 용량 및 α , β 파라미터 추정 결과

Fig. 2 The α , β values of SE aging model with 300 and 400 Cycles data

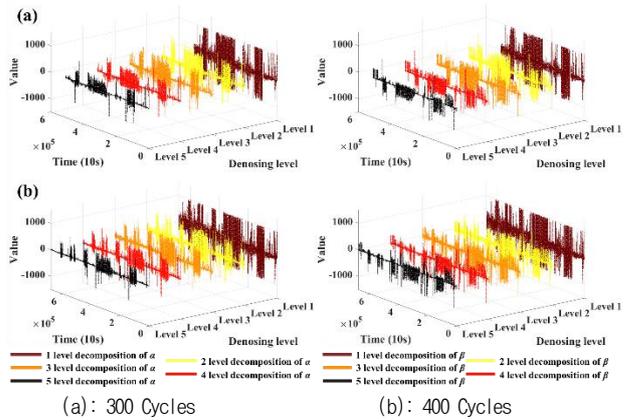


그림 3 DWT 기반 노이즈가 제거된 α , β 파라미터 추정 결과

Fig. 3 The denoising result based DWT for α , β values of Optimal SE aging model with 300 and 400 Cycles parameter estimation

4. 결론

본 논문은 DWT의 denoising 기법을 사용하여 최적 열화 모델 기반 RUL 예측을 진행하였다. DWT를 사용하지 않은 기존 SE 열화 모델의 경우 NMC 배터리의 용량 회복 현상으로 인해 파라미터에 대한 신뢰성이 확보되지 않았다. 따라서 DWT 기반의 denoising 기법을 활용하여 용량 회복이 제거된 최적 파라미터를 추정하였다. 그 결과 RUL 예측에 대한 오차 성능을 2% 미만까지 도출하였다. 이를 통해 향후 실제 BESS에 탑재하여 실 사용에 대한 검증까지 진행한다.

본 논문은 현대자동차(모형 융합형 기술 기반 배터리 상태 진단 기술 고도화 개발)와 한국에너지기술연구원(C3-2426, 배터리 건강 상태 추정을 위한 특성 분석 및 알고리즘 연구)의 지원을 받아 수행되었음.

참고 문헌

[1] Kim, Jonghoon, and Bohyutig Hyung Cho. "An innovative approach for characteristic analysis and state-of-health diagnosis for a Li-ion cell based on the discrete wavelet transform." *Journal of Power sources* 260 (2014): 115-130.