NOVA

Power/Energy Track

Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment

Bolun Xu, Student Member, IEEE, Alexandre Oudalov, Andreas Ulbig, Member, IEEE, Göran Andersson, Fellow, IEEE, Daniel S. Kirschen, Fellow, IEEE

Contents

01 Introduction

02 Model Structure

03 Stress Factor Models

04 Model Application to Irregular Cycles

05 Example Model Parameters

06 Model Application Case Study

07 Conclusion

01 Introduction- 배터리 수명 평가의 중요성

- 리튬이온 배터리는 높은 에너지 밀도와 가격 하락으로 계통용 ESS의 유망한 후보임
- 스마트그리드 운영 계획에 있어 '배터리 노화 비용'을 정확히 모델링하는 것이 핵심 과제로 떠오름
- 배터리 노화 비용을 평가하기 위해 ' 배터리 열화 ' 라는 개념을 활용

01 Introduction- 필요성 강조

왜 배터리 열화 예측이 중요할까?

ESS를 언제 충전하고 방전할지 결정할 때, 전력 판매로 얻는 수익과 배터리가 닳아서 발생하는 '수명 손실 비용'을 반드시 비교해야 한다.배터리 노화를 정확히 예측해야만 무조건적인 운전을 막고, 수익이 손실보다 클 때만

ESS를 가동하는 경제적 최적화를 달성할 수 있다.



01 Introduction- 기존 연구의 한계

기존 예측 기법의 한계

기존에도 배터리 열화를 예측하는 방법이 연구되었다. 대표적으로 화학적 반응을 살피는 '이론적 모델'과 실험실 데이터에 의존하는 '경험적 모델'이 있다. 하지만 이 방법들은 전력망(Grid) 수준의 운영 계획에 바로 적용하기에는 뚜렷한 한계가 있다.

모델종류	한계
이론적 모델	분자 수준 메커니즘 위주라 ESS 운전 패턴(방전 깊이 등)과 직접 연결하기 어려움
경험적 모델	특정 실험 조건(전기차 등)에만 적합. 새로운 ESS 용도마다 수개월 시험 필요
반경험적 모델	이론과 실험 관측을 결합하여 불규칙한 운전 조건에도 범용 적용 가능

01 Introduction- 불규칙 운전 환경에서의 한계

- 기존에는 전기차(EV)처럼 매일 규칙적인 충전 패턴 위주의 평가가 대부분이었음
- 하지만 스마트그리드 환경(예: 주파수 조정 시장)에서는 ESS 운용 시나리오가 확률적이고 매우 가변적임
- 불규칙한 운전 환경에서 배터리 셀 수명 손실을 평가할 수 있는 새로운 접근이 필요해짐
- 이온 배터리 셀의 특성에 맞게 열화 모델을 조정하고, 다양한 BES의 수명 평가를 수행할 수 있다.

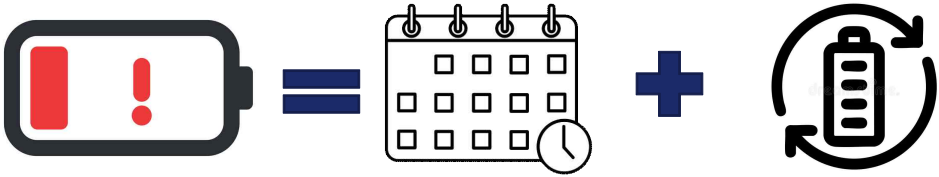
02 Model Structure- 두 가지 열화

배터리 열화의 2가지 특징

[달력 노화] : 가만히 두어도 온도와 평균 충전상태(SoC)에 의해 수명이 자연스럽게 감소함, 식: $L_{\mathrm{cal}} = f_{\mathrm{t}}(t, \bar{\sigma}, \bar{T}_{\mathrm{c}})$

[사이클 노화] : 충전과 방전을 반복하며 겪는 스트레스에 의해 수명이 깎임, 식: $L_{\mathrm{cyc}} = \sum_{i}^{N} n_i f_{\mathrm{c}}(\sigma_{\mathrm{i}}, \delta_{\mathrm{i}}, T_{\mathrm{c},i})$

전체 열화 = 시간에 따른 달력 노화 + 반복에 따른 사이클 노화, 식: $f_{\mathrm{d}}(t, \delta, \sigma, T_{\mathrm{c}}) = f_{\mathrm{t}}(t, \bar{\sigma}, \bar{T}_{\mathrm{c}}) + \sum_{i}^{N} n_i f_{\mathrm{c}}(\delta_i, \sigma_{\mathrm{i}}, T_{\mathrm{c},i})$



02 Model Structure- 열화식 단순화

배터리가 동일한 방전깊이(DoD)와 평균 충전 상태(SoC)를 갖는 사이클을 반복한다고 가정

$$f_{\mathrm{d}}(t,\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}}) = f_{\mathrm{t}}(t,\bar{\sigma},\bar{T_c}) + \sum_{i}^{N} n_i f_{\mathrm{c}}(\delta_i,\sigma_i,T_{\mathrm{c},i})$$



$$f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}(t,\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}},N) = N(f_{\mathrm{t}}(t_{\mathrm{c}},\sigma,T_c) + f_{\mathrm{c}}(\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}}))$$



$$f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}(t,\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}},N) = N f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}(t,\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}},1)$$

02 Model Structure - 비선형 열화 특성

비선형 열화 특성 (Nonlinear Degradation)

•배터리 용량 감소는 일정(Linear)하게 일어나지 않고
현재 수명 상태에 따라 열화 속도가 달라짐

•A (초기 급감): 고체 전해질 계면(SEI) 피막 형성으로 빠른 용량 감소 발생

•B·C (완만한 열화): 안정화 단계로 선형 모델로 근사 가능한 구간

•D (수명 말기 급락): 수명 말기(EoL 80%)에 다다르며 급격한 성능 저하 발생

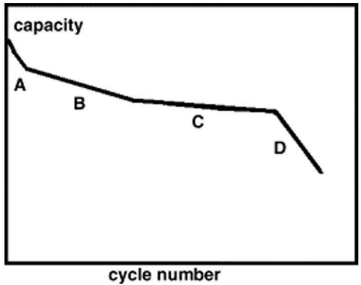


Fig. 1 : 리튬이온 배터리의 일반적인 용량 열화 거동

02 Model Structure- 비선형 열화 특성 식

L= 배터리 수명 상태 (0<L<1) (일반적으로는 베터리의 수명 종료 시점은 정격 최대 용량의 80%인 L=0.2
(1-L)인 이유: 배터리 내부에 남아 있는 활성 리튬 이온의 수와 열화 속도가 비례

$$\frac{dL}{d(Cycle)} = f_{\mathrm{L}}^{\mathrm{cyc}}(L, f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}) = (1-L) f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}(t, \delta, \sigma, T_{\mathrm{c}}, 1)$$

L에 대한 적분

$$L = 1 - e^{-\sum_n f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{cyc}}(t,\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}},1)} = 1 - e^{-f_{\mathrm{d}}}$$

그러나 이러한 관계식만으로는 초기 사이클에서 발생하는 빠른 열화를 설명할 수 없다.

결론: 정확한 수명 평가를 위해서는 '비선형 SEI 피막 모델'의 통합이 필수적임

02 Model Structure - SEI 막 형성 메커니즘

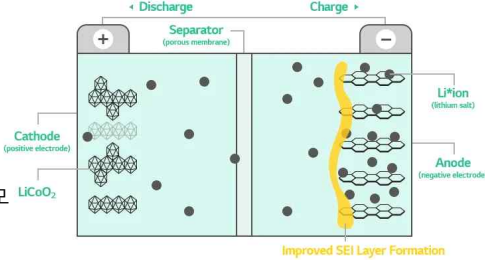
SEI 막 형성과 수명 분리

① 음극 표면 반응→ 전해질과 음극이 접촉하여 반응 발생

② SEI 피막 형성→ 초기 가동 시 음극 표면에 보호막(SEI) 생성

③ 활성 리튬 소모→ 피막 형성 과정에서 비가역적으로 리튬 이온 소모

④ 수명 모델 분리→초기 급감 파트와 안정화 이후 선형 열화 파트를 분리하여 조합



02 Model Structure- SEI막 형성이 포함된 비선형 식

α_{sei} 초기 SEI막 형성과 관련된 열화(소비되는 충전 용량) 비중

$$L = 1 - \alpha_{\mathrm{sei}} e^{-f_{\mathrm{sei}}} - (1 - \alpha_{\mathrm{sei}}) e^{-f_{\mathrm{d}}}$$

β_{sei} SEI막 형성에 따른 열화가 얼마나 빠르게 진행되는지를 조절하는 계수

$$f_{\mathrm{sei}} = \beta_{\mathrm{sei}} f_{\mathrm{d}}$$

최종식

$$L = 1 - \alpha_{\mathrm{sei}} e^{-\beta_{\mathrm{sei}} f_{\mathrm{d}}} - (1 - \alpha_{\mathrm{sei}}) e^{-f_{\mathrm{d}}}$$

02 Model Structure – 열화 수식

Mathematical Representation of Degradation

1.선형열화율(fd)

$$f_d = f_t(t, \bar{\sigma}, \bar{T_c}) + \sum_i^N n_i \, f_c(\delta_i, \sigma_i, T_{c,i})$$

시간(달력) 노화와 사이클 노화를 단순 합산한 기본 선형 모델

2.기본수명관계식(L)

$$L = 1 - e^{-f_d}$$

열화 속도가 남은 활성 리튬 비율(1-L)에 비례관계에서 적분

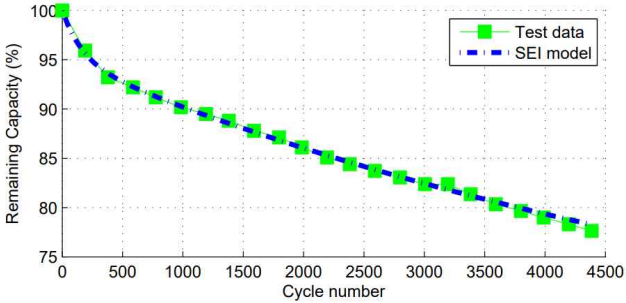
3. SEI 반영 비선형 최종 수식

$$L = 1 - \alpha_{sei} \, e^{-\beta_{sei} f_d} - (1 - \alpha_{sei}) \, e^{-f_d}$$

02 Model Structure- SEI 파라미터 평가

사이클 노화 테스! $L = 1 - \alpha_{\mathrm{sei}} e^{-N\beta_{\mathrm{sei}} f_{\mathrm{d},1}} - (1 - \alpha_{\mathrm{sei}}) e^{-N f_{\mathrm{d},1}}$

달력 노화 테스트 $L = 1 - \alpha_{\mathrm{sei}} e^{-t\beta_{\mathrm{sei}} f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{t}}} - (1 - \alpha_{\mathrm{sei}}) e^{-t f_{\mathrm{d}}^{\mathrm{t}}}$



곡선 피팅 과정

실제 실험 데이터를 기반으로 모델의 파라미터를 결정

이를 통해 실제 배터리의 열화 특성을 반영한 모델을 만들 수 있고, 다양한 운용 조건에서 배터리의 열화 정도와 수명을 예측

03 Stress Factor Models- 스트레스 요인 구성

스트레스 요인 모델 (Stress Factors)

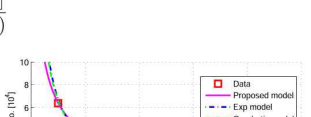
$$f_{\mathrm{c}}(\delta,\sigma,T_{\mathrm{c}}) = S_{\delta}(\delta)S_{\sigma}(\sigma)S_{\mathrm{T}}(T_{\mathrm{c}})$$
$$f_{\mathrm{t}}(t,\sigma,T_{\mathrm{c}}) = S_{\mathrm{t}}(t)S_{\sigma}(\sigma)S_{\mathrm{T}}(T_{\mathrm{c}})$$
$$f_{\mathrm{d},1} = [S_{\delta}(\delta)+S_{\mathrm{t}}(t_{\mathrm{c}})]S_{\sigma}(\sigma)S_{\mathrm{T}}(T_{\mathrm{c}})$$

- 온도 스트레스(ST) : 아레니우스 식 기반. 온도가 $S_{\mathrm{T}}(T) = e^{k_{\mathrm{T}}(T-T_{\mathrm{ref}})\cdot\frac{T_{\mathrm{ref}}}{T}}$ 높을수록 화학 반응 속도가 빨라져 열화 가속

- SoC 스트레스(Sσ):Tafel관계 반영. 충전 상태가 $S_{\sigma} = e^{k_{\sigma}(\sigma-\sigma_{\mathrm{ref}})}$ 100%에 가까울수록 스트레스 증가

- 시간 스트레스(St):시간에 비례하여 $S_{\mathrm{t}}(t) = k_{\mathrm{t}}t \quad k_{\mathrm{t}} = \frac{f_{\mathrm{d,t[T=T_A,\sigma=\sigma_A]}}}{tS_{\mathrm{T}}(T_{\mathrm{A}})S_{\sigma}(\sigma_{\mathrm{A}})}$ 선형적으로 노화 진행

- DoD 스트레스(Sδ): 본 논문의 핵심 기여]:
  - 기존 지수/2차 모델은 LMO 전지의 높은 방전 깊이 영역 수명을 과대평가함을 발견
    $$S_{\delta,\mathrm{e}}(\delta) = k_{\delta,\mathrm{e1}}\delta\exp(k_{\delta,\mathrm{e2}}\delta)$$
    $$S_{\delta,\mathrm{q}}(\delta) = k_{\delta,\mathrm{q1}}\delta^{k_{\delta,\mathrm{q2}}}$$
  - LMO 데이터에 딱 맞춘 **새로운 경험적 수식**
    $$S_{\delta}(\delta) = (k_{\delta 1}\delta^{k_{\delta 2}} + k_{\delta 3})^{-1}$$



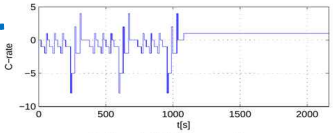
(c) Cycle life before reaching 80% EoL at reference conditions.

(DoD에 따른 사이클 수명 실측값 대 모델 피팅 곡선)

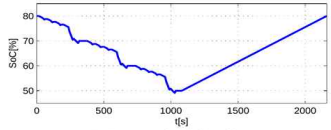
04 Model Application to Irregular Cycles

Rainflow Circle Counting

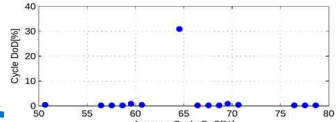
- 불규칙한 운전은
  "사이클이 몇 번인지"가 애매함
- (a) 불규칙한 충·방전 전류(C-rate)
  → 적분 → (b) 들쭉날쭉한 SoC 곡선
- (b)에 Rainflow 적용 →
  (c) 개별 사이클의 (DoD, 평균 SoC)
  분포
- 변환 규칙
  DoD = 진폭 × 2,
  평균 SoC = 사이클 평균값,
  반 사이클 = 0.5회
- 원래 재료 피로 해석용 알고리즘을
  배터리에 적용한 것(Miner's rule)



(a) Example DST C-rate profile.



(b) Example DST SoC profile.



(c) Distribution of counted cycles.

05 Example Model Parameters– 모델 파라미터 (Table I)

TABLE I: Degradation Model Parameters

Nonlinear Degradation Model			
α_{sei}	5.75E-2	β_{sei}	121
DoD Stress Model			
$k_{\delta 1}$	1.40E5	$k_{\delta 2}$	-5.01E-1
$k_{\delta 3}$	-1.23E5		
SoC Stress Model			
k_{σ}	1.04	σ_{ref}	0.50
Temperature Stress Model			
k_T	6.93E-2	T_{ref}	25°C
Calendar Aging Model			
k_t		4.14E-10/s	

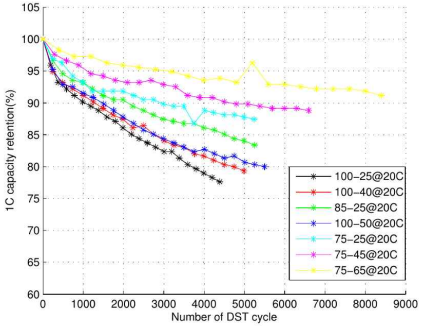
같은 제조사의 LMO 셀 시험 데이터 (달력 노화 + 사이클 수명)로 튜닝한 모델 계수이다.

표는 5개의 하위 모델 로 구성된다.

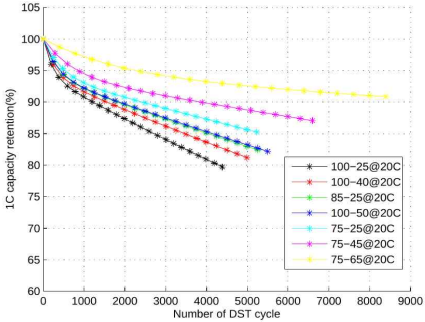
기준 조건(SoC 50%, 25°C)에서는 스트레스 값이 1이 되어 열화가 가속되지

항목	의미
αsei = 5.75%	초기 SEI 형성에 용량 약 6% 소모
σref = 0.50	SoC 기준점 (50%)
Tref = 25˚C	온도 기준점
kδ1 ~ kδ3	새로 제안한 DoD 모델 계수

05 Example Model Parameters– DST 시험 재현 검증



(a) Original DST Data.



(b) Reproduced DST Data.

- 범례 "100－25@20C" = SoC 100%→25% 반복, 20℃
- 오차 14%, 수명 말기(잔존용량 80%) 시점 ±3%
- 초반 수백 사이클(100% SoC 시작)에서는 차이가 큼. 저자는 과전압 때문으로 추정하지만, 데이터가 없어 검증하지는 못함

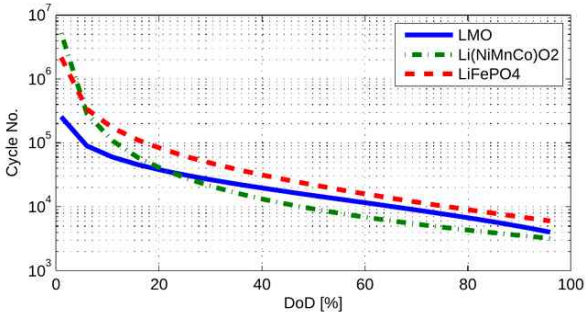
06 Model Application Case Study– PJM 사례 연구

TABLE II: Comparison of the degradation of different lithium-ion battery types when providing frequency regulation in the PJM system.

Regulation type	PJM RegD				PJM RegA			
Assessment cases	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5	Case 6	Case 7	Case 8
BES energy capacity (MWh/MW)	0.25	0.50	0.75	1.00	1.00	2.00	3.00	4.00
Performance score	0.90	0.96	0.99	0.99	0.81	0.86	0.90	0.92
LMO battery capacity loss (%)	1.60	0.96	0.76	0.66	0.63	0.41	0.34	0.31
LFP battery capacity loss (%)	0.75	0.35	0.26	0.22	0.39	0.25	0.21	0.20
NMC battery capacity loss (%)	1.56	0.54	0.32	0.24	0.70	0.38	0.30	0.26

- PJM 주파수 조정 시장(RegD, RegA)에 1개월 운전하는 시뮬레이션
- 가정: 셀 온도 25°C 고정, BMS 손실 0, 모든 셀 동일

06 Model Application Case Study– 전지 종류별 비교



LMO · NMC · LFP 사이클 수명 곡선

- 같은 DoD에서 LFP의 사이클 수명이 가장 길고, Table II에서도 모든 케이스에서 손실이 가장 작음
- 하지만 저자는 “LFP가 최선“ 이라고 결론 내리지 않음. 효율, 에너지 밀도, 가격은 비교하지 않았기 때문
- (LFP ·NMC는 실험이 아니라 문헌의 DoD모델로 시뮬레이션한 결과)

07 Conclusion – 한계 및 발전가능성

한계 및 발전가능성

본 연구는 SEI · 아레니우스 이론과 실험 데이터, Rainflow 카운팅을 결합해 **불규칙한 운전에서도 배터리 수명 손실을 평가하는 반경험적 모델**을 제안했다. 제조사 데이터만으로 계수를 맞출 수 있어 다른 전지와 용도로 확장할 수 있다.**다만 LMO 한 종류의 데이터로만 검증**했고, C-rate · 과전압 · 저SoC 영향은 반영하지 않았다. 또 Rainflow는 기록된 데이터에만 쓸 수 있어 **실시간 평가가 불가능**하다.향후에는 이 요인들을 분리하는 **실험과 실시간 열화 추정기** 개발이 필요하다.

NOVA

Power/Energy Track

Thank you

숭실대학교 전기공학부 학술 소모임 NOVA
발표자 : 이현재