

베이지안 회귀분석을 이용한 리튬이온 배터리의 SOH 추정 방법 연구

박성윤¹, 김종훈¹, 박성백², 김영미²
 충남대학교¹, 한국원자력안전기술원²

A study on SOH estimation of Lithium-ion battery based on Bayesian Regression.

Seongyun Park¹, Jonghoon Kim¹, Sungbeak Park², Youngmi Kim²
 Chungnam National University¹, Korea Institute of Nuclear Safety²

ABSTRACT

리튬 이온 배터리가 소형 모바일 기기, 전기 자동차, 에너지 저장장치 등에 상용화됨에 따라서 이의 충전 상태(SOC) 추정 및 셀, 모듈의 건전성(SOH)의 예측이 배터리 사용 기기의 관리 지표로 사용되고 있다. 리튬 이온 배터리는 여러 차례의 방전으로 노화되어 기기의 요구 부하를 공급가능한지 지표로 평가되어야 한다. 정확한 SOH 추정을 위해 리튬 이온 배터리의 방전 용량 실험이 주기적으로 진행되어야 하며, 이를 통해 오프라인 기반의 SOH 추정이 가능해진다. 본 논문에서는 베이지안 회귀분석 방법을 이용하여 오프라인 SOH 추정을 진행하기 위해 방전 용량을 추정하였으며, 고출력 배터리인 18650 25R셀을 이용하여 방전 용량 추정 결과 방전 전류 1 C-rate에서 1%, 2 C-rate에서 2%의 추정 오차율을 나타냈다.

1. 서 론

리튬 이온 배터리의 소형 모바일 기기, 전기 자동차(EV; Electric Vehicle) 및 에너지 저장 장치(ESS; Energy Storage System)의 시장이 활발해지면서 리튬 이온 배터리의 건전성(SOH; State-of-Health)에 대한 추정이 중요하게 요구되고 있다.^[1] 리튬 이온 배터리의 노화는 충·방전을 진행함에 따라 지속되어 초기 용량 대비 80%의 방전 가능 용량이 남았을 때, 리튬 이온 배터리의 수명을 다한 것으로 판단한다^[2]. 리튬 이온 배터리의 SOH를 추정하기 위해서 칼만 필터^[3], 파티클 필터 및 서포트 벡터 회귀분석^[4] 및 용량 감소 및 저항 증가 모델을 통한 추정 방법^[5] 등 다양한 추정 방법이 연구되고 있다.

리튬 이온 배터리의 초기 방전 용량 및 내부 저항에 따라 배터리의 성능 감소는 달라지기 때문에 리튬 이온 배터리의 SOH를 정확하게 추정하기 위해서는 배터리의 사용 데이터를 이용한 데이터 기반의 추정이 이루어져야 한다.

EKF(Extended Kalman Filter), UKF(Unscented Kalman Filter) 및 PF(Particle Filter) 등의 적응 제어 기반 알고리즘이 사용되고 있으며, 이는 베이지안 추론 방법이 적용되어 이전 상태(사전 정보)를 통해 측정값(가능도)과 연산하여 사후 정보를 추정하는 기법이 사용되고 있다.^[6]

본 논문의 2장에서는 베이지안 회귀 분석 방법을 서술하였으며, 3장에서는 리튬 이온 배터리의 노화 실험 방법 및 SOH 추정을 위한 방전 용량 추정 결과를 나타냈다. 4장에서는 결론 및 추후 연구 내용에 대하여 서술하였다.

2. 베이지안 회귀 분석

본 절에서는 베이지안(Bayesian) 회귀 분석에 대해 기술하여 기존 회귀분석법과의 차이점을 서술하였다. 기존의 회귀분석 방법은 독립변수(입력)를 통해 종속변수(출력)와의 관계를 알아보기 위해 통계적인 분석 방법으로 알려져 있다^[6].

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \tag{1}$$

식(1)은 선형회귀분석 식으로 독립변수 x 를 통해 종속변수인 y 의 관계를 해석하기 위한 식이다. 이 식을 통해 회귀계수인 β_0, β_1 를 구하기 위한 방법으로 최대가능도 추정법(MLE; Maximum Likelihood Estimation)과 최소제곱 추정법(MLS; Method of Least Square)이 사용되며 최대가능도 추정량과 최소제곱 추정량의 오차에 대한 정규분포 가정에서 추정량은 동일하다. 위의 식 (1)을 통해 회귀 계수의 추정량은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\tilde{y} = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 x \tag{2}$$

$$e_i = y_i - \tilde{y}_i \tag{3}$$

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \tag{4}$$

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \tag{5}$$

$$s^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - p - 1) \tag{6}$$

식 (2)는 회귀분석 방법을 통해 추정되는 $\tilde{\beta}_0, \tilde{\beta}_1$ 에 대해 나타냈으며 식 (3)에서는 실제 y_i 와 추정된 \tilde{y}_i 를 통해 잔차 제곱의 합이 최소가 되도록 하는 모수를 추정하기 위한 식이다. 식 (4)는 최소제곱법을 통해 계산된 추정량 $\hat{\beta}$ 를 의미한다. 적용된 회귀식은 식 (5)와 같이 나타낼 수 있으며 이 때, σ^2 의 추정량은 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다. n 은 데이터의 개수이며, p 는 $rank(X) - 1$ 이다.

베이지안 분석 방법은 베이지안 규칙에 기반하여 알려진 사전 정보를 바탕으로 우도함수를 통해 사후 정보를 예측하는 방법이다. 식 (7)은 베이지안 규칙을 나타낸다.

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)\pi(x)}{p(y)} \tag{7}$$

식 (7)에서 $\pi(x)$ 는 사전 분포를 의미하며, 사전 분포는 자료를 관측하기 전에 과거의 경험을 바탕으로 정해질 수 있다. $p(y|x)$ 는 $p(x|y)$ 의 우도함수이며, $p(y)$ 는 y 의 주변분포이다. 주변분포는 x 에 의존하지 않는 정규화 상수이므로 생략하여

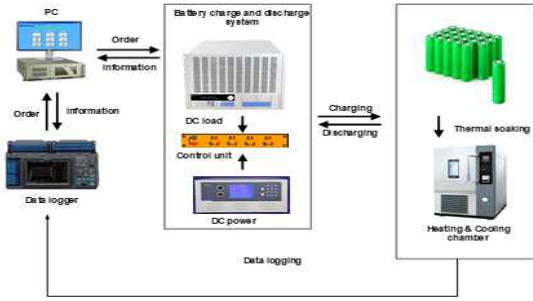


그림 1 노화 실험 진행을 위한 실험 장비
Fig. 1 Experiment equipment for Battery Test

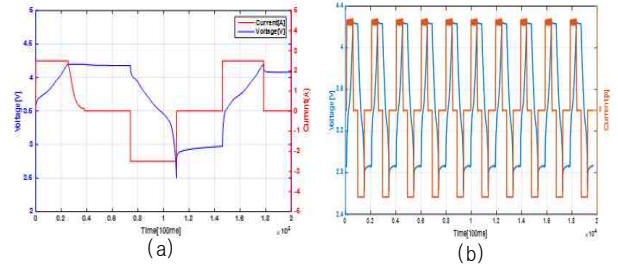


그림 2 (a)초기 용량 및 (b)노화 실험 프로파일
Fig. 2 Experiment profile (a)Initial Capacity, (b)Aging

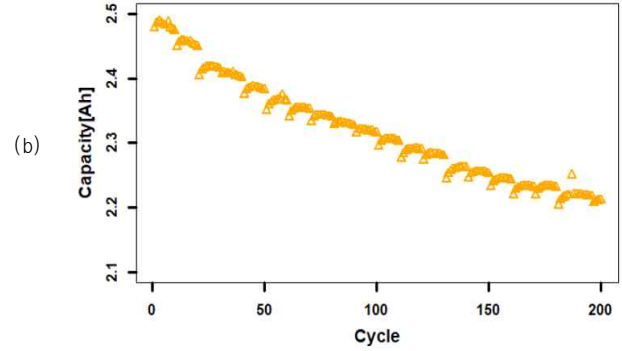
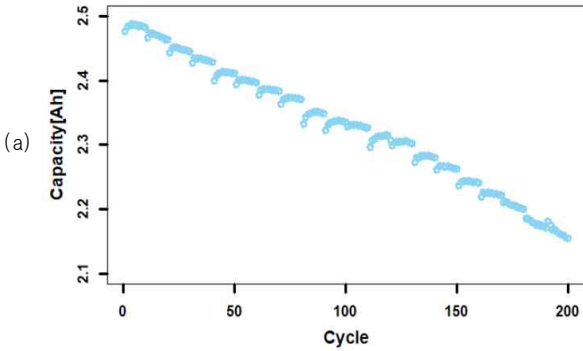


그림 3 (a)1C-rate 및 (b)2C-rate 노화 실험 용량 변화
Fig. 3 Discharge Capacity by Cycle at (a)1C and (b)2C

식 (8)과 같이 나타낼 수 있으며, x 의 사후 평균은 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$p(x|y) \propto p(y|x)p(x) \quad (8)$$

$$E(x|y) = \int xp(x|y)dx \quad (9)$$

식 (8)과 (9)를 통해서 베이지안 추론 방법은 사전 분포와 우도함수에 의존함을 알 수 있다.

이를 회귀 분석에 적용하여 베이지안 회귀 분석을 실시하였다. 베이지안 회귀 분석에 설명하기에 앞서 종속변수, 회귀 계수 및 분산은 평균을 $\beta_0 + \beta_1 x$, 분산을 σ^2 로 하는 정규분포를 따른다고 가정하며, 예측하고자 하는 시스템에 대해 정보 및 주관의 개입을 막기 위해 모수에 대한 무정보적 사전 분포를 사용하여 이의 결합 확률 분포를 식 (10)과 같이 계산한다.

$$p(\beta_0, \beta_1, \sigma^2|y) = (\sigma^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2\right] \sigma^{-2} \quad (10)$$

식 (10)의 지수부분을 분해하여 얻은 표현식을 $(\beta_0, \beta_1, \sigma^2)$ 에 대한 결합 사후 분포에 대입하면 식 (11)과 같은 정규분포와 역감마 분포의 형태로 나타낼 수 있으며, 식 (12)는 이의 분포적 표현을 나타낸다.

$$p(\beta, \sigma^2|y) \propto (\sigma^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{(n-2)s^2}{2\sigma^2}\right] \cdot (\sigma^2)^{-2/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} (\beta - \hat{\beta})^T (X^T X) (\beta - \hat{\beta})\right] \propto p(\sigma^2|y) \cdot p(\beta|\sigma^2, y) \quad (11)$$

$$\beta|\sigma^2, y \sim N[\hat{\beta}, \sigma^2 (X^T X)^{-1}] \quad (12)$$

$$\sigma^2|y \sim IG\left(\frac{n-2}{2}, \frac{(n-2)s^2}{2}\right)$$

베이지안 선형 회귀 모델은 통계 소프트웨어인 R을 이용하여 데이터 분석을 진행하였다.^[7]

3. 실험 방법 및 결과

본 장에서는 리튬 이온 배터리의 건전성을 판단하는 지표인 SOH를 추정하기 위해서 리튬 이온 배터리의 노화 실험 방법에 대해 소개하며, 베이지안 회귀 분석법을 통해 추정된 용량 값을 바탕으로 SOH를 계산하여 그 결과를 분석하였다.

본 논문에서는 고출력 원통형 셀인 18650 25R을 이용하여 노화 실험을 진행하였다. 노화 실험 진행은 그림 1과 같이 실험 장비를 구성하여 온도는 상온(25°C)로 일정하게 유지시키며, 방전 전류는 충방전기를 통해 1C-rate(2.5A)와 2C-rate(5A)를 적용하였다. 그림 2-(a)는 리튬 이온 배터리의 초기 방전 용량을 얻기 위한 실험 프로파일이며, 그림 2-(b)는 완전 충전과 완전 방전을 반복하는 노화 실험 프로파일이다. 노화 실험은 10 사이클마다 용량을 측정하여 총 200 사이클 진행하여 그림 3에서 사이클별 용량의 변화를 나타냈다. 방전 용량은 제조사에서 제시하는 충전 상한 전압부터 방전 하한 전압까지 시간당 인가되는 정전류의 값의 누적으로 계산하였다.

리튬이온 배터리에 인가되는 전류에 따라 사이클별 방전 용량의 감소는 더욱 두드러지게 나타난다. 하지만, 리튬이온 배터리의 초기 내부저항 및 셀 특성에 따라서 높은 C-rate로 방전하는 셀이 항상 노화의 진행 속도가 달라지는 것으로 나타났다. 본 논문의 실험 결과에서 153번째 사이클을 기준으로 2 C-rate로 방전한 셀이 1 C-rate로 방전한 셀보다 방전 용량이 더 높은 경향을 나타내고 있으며, 1 C-rate로 방전한 셀의 초기 내부저항이 2 C-rate로 방전한 셀보다 약 0.5mΩ 높은 것으로 나타났으며 노화됨에 따라서 이 차이는 100번째 사이클부터 2mΩ 이상 높아지는 것으로 나타났다.

그림 4는 100번째 사이클까지의 학습 데이터를 통해 최소제곱법으로 회귀계수를 계산하고, 2장에서 제시한 베이지안 추정

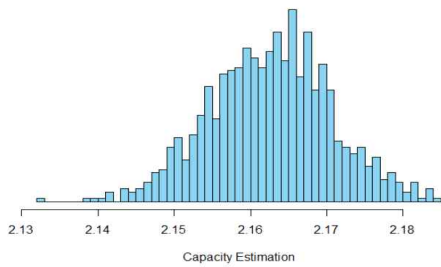


그림 4 200번째 사이클 방전 용량 추정(1 C-rate)
Fig. 4 Estimation of Discharge Capacity at 200 Cycle (1 C-rate)

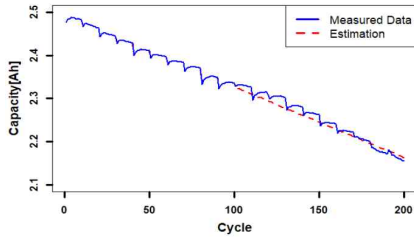


그림 5 방전 용량 추정 결과(1 C-rate)
Fig. 5 Result of Discharge Capacity estimation (1 C-rate)

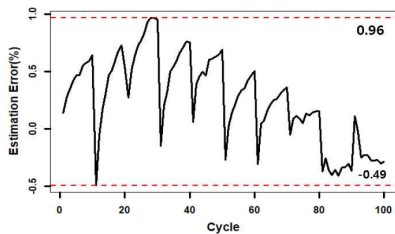


그림 6 101 ~ 200번째 사이클 추정 오차(1 C-rate)
Fig. 6 Estimation error(%) (1 C-rate)

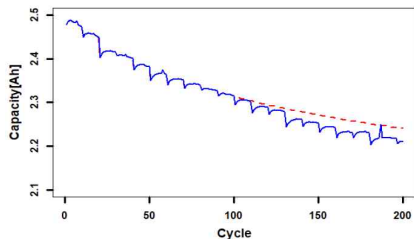


그림 7 방전 용량 추정 결과(2 C-rate)
Fig. 7 Result of Discharge Capacity estimation (2 C-rate)

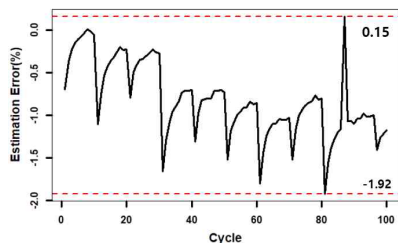


그림 8 101 ~ 200번째 사이클 추정 오차(2 C-rate)
Fig. 8 Estimation error(%) (2 C-rate)

법을 적용하여 회귀계수에 분포식을 계산하여 1,000개의 랜덤 샘플을 만들어 200번째 사이클의 방전 용량을 추정한 결과이다. 그림 5는 100번째 사이클까지 학습된 데이터를 통해 추정된 베이지안 회귀선으로 101번째 사이클부터 200번째 사이클까

지의 방전 용량과 실제 방전 용량 변화를 비교한 그래프를 나타낸다. 그림 6은 방전 용량 추정 결과를 나타낸 그래프로 1 C-rate로 방전한 배터리의 추정결과로 최대 오차는 0.97%로 0.024 Ah의 용량의 차이를 보인다. 그림 7과 8을 방전 전류를 2 C-rate로 노화 실험을 진행한 용량 추정에 대해 베이지안 회귀분석을 적용하였으며, 최대 오차 1.92%로 0.048 Ah의 용량 차이를 나타냈다.

4. 결론 및 추후 연구내용

본 논문은 리튬 이온 배터리의 셀 건전성(SOH) 추정을 오프라인 방전 용량 실험 결과와 베이지안 회귀분석을 통해 확인하였다. 배터리의 건전성을 평가하기 위한 지표인 용량 및 내부저항은 동일한 방전 조건하에서 선형적으로 감소한다고 판단할 수 있으며, 방전 전류가 커짐에 따라 노화가 가속화 되지만 초기 내부저항으로 인해 배터리의 노화특성이 달라질 수 있음을 확인하였다. 배터리의 용량 감소 추정 결과로서 베이지안 회귀분석을 통해 수명 종료 시점까지 약 1%의 오차로 배터리의 SOH를 추정할 수 있음을 확인하였다. 추후 용량과 저항을 함께 고려한 베이지안 다중회귀 모델의 구현 및 실시간 용량 추정을 통해 SOH 추정 오차를 줄이는 방법이 연구될 것이다.

본 연구는 원자력안전위원회의 재원으로 한국원자력안전재단의 지원을 받아 수행한 원자력안전연구사업의 연구결과입니다. (No. 1805006)

참고 문헌

- [1] Offline State-of-Health Estimation for High-Power Lithium-Ion Batteries Using Three-Point Impedance Extraction Method, Hsiang-Fu Yuan, 2017.
- [2] Battery State-of-health perceptive energy management for hybrid electric vehicles, S. Ebbesen, 2012.
- [3] Extended Kalman Filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 1. Background, G. L. Plett, 2004.
- [4] Remaining Useful Life Prediction and State of Health Diagnosis for Lithium-Ion Batteries Using Particle Filter and Support Vector Regression, Jingwen Wei, 2018.
- [5] State of Health Estimation of Lithium-Ion Batteries Using Capacity Fade and Internal Resistance Growth Models, Arijit Guha, 2018.
- [6] Li-ion polymer battery SOC estimation using Bayesian Filtering, Qi Zhao, 2012.
- [7] R과 WinBUGS를 이용한 베이지안 통계학, 김달호, 2013.