

# 대조학습을 활용한 다중 태스크 배터리 진단 방법 및 지식기반 배터리 특징 추출의 연구

전지훈, 천호진, 김민수, 서형석, 김홍석\*

서강대학교, 서강대학교, 한국에너지공과대학교, 서강대학교, \*서강대학교

wlgns97@sogang.ac.kr, ghwls@sogang.ac.kr, minsookim@kentech.ac.kr, fluorite@sogang.ac.kr

\*hongseok@sogang.ac.kr

## A Study on the Multi-Task Battery Diagnostic Leveraging Contrastive Learning with Knowledge-guided Feature

Jihun Jeon, Hojin Cheon, Minsoo Kim, Hyungseok Seo, Hongseok Kim\*

Sogang Univ., Sogang Univ., Korea Institute of Energy, Sogang Univ., \*Sogang Univ.

### 요약

배터리는 사용이력과 운용 조건을 알 수 없는 실제 환경에서 다양한 진단 및 예측 과제를 신뢰성 있게 수행해야 한다. 본 논문은 배터리의 전압 완화 데이터만을 통계적으로 활용하여 용량 추정, 상태 건강(SOH) 진단, 그리고 양극 소재 분류를 동시에 수행하는 통합 프레임워크를 제안한다. 전기화학적 지식을 활용하여 물리적 정보가 내재된 특징을 추출하고, 제안하는 다중 태스크 학습 구조는 SOH 진단과 양극 분류를 위한 공유 임베딩을 학습한다. 실험 결과 단일 태스크에서 0.0026RMSE 와 다중 태스크에서 0.0108RMSE 로 다른 특징 추출방법에 비해 더욱 강건한 모습을 보였다. 또한 SOH 분류 정확도 94.6%, 양극 소재 분류 정확도 99.6%를 달성하여, 본 연구의 대조학습을 활용한 다중 태스크 학습방법의 높은 유효성을 확인하였다. 본 연구는 전압 완화 데이터만을 사용하여 통합 모델을 통해서 여러가지 태스크를 수행가능함을 보여, ESS, EV 및 이차전지 배터리 응용에 효과적으로 적용 가능함을 보인다.

### I. 서론

리튬이온 배터리는 EV, ESS, 휴대 전자기기 등 다양한 분야에 널리 사용되고 있으며, 이에 따라 배터리의 용량, SOH, 그리고 소재 특성을 정확하게 진단하는 기술의 중요성이 증가하고 있다. 특히 실제 환경에서는 배터리의 사용 이력이나 운용 조건을 알 수 없는 경우가 많아, 이러한 불확실성 하에서도 신뢰성 있는 진단이 요구된다.

기존의 데이터 기반 배터리 진단 기법들은 전압, 전류, 온도와 같은 신호 데이터를 주로 활용한다. 그러나 이러한 신호는 주행 패턴, 부하 조건, 충방전 이력에 크게 의존하므로, 실제 환경의 배터리에 적용할 경우 일반화 성능이 제한되는 문제가 있다. 또한 실제 배터리 관리 시스템 (BMS)에서는 용량 추정, SOH 진단, 소재 식별과 같은 다수의 진단 과제를 동시에 수행할 필요가 있으나, 기존 연구들은 대부분 단일 목적에 초점을 맞추고 있어 계산 효율성과, 배터리 내부 정보 활용 측면에서 한계를 보인다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 전압 완화 (Voltage relaxation) 동작에 기반한 전기화학적 추출방법을 제안한다. 이 방법은 배터리의 사용 조건에 의존하지 않고, 효율적인 장점을 가지고 있다. 더 나아가 추출된 특징을 기반으로 용량 추정, SOH 진단, 양극 소재 분류를 동시에 수행하는 통합 다중 과제 학습 프레임 워크를 제안한다. 제안된 프레임 워크는 10 사이클의 소수의 전압 완화 데이터만 활용하여

효율적일 뿐만 아니라, 실제 EV 및 ESS 환경에 적용 가능한 실용적인 접근법임을 보인다.

### II. 본론

본 연구에 사용한 데이터는 서로 다른 양극재를 사용한 리튬이온 배터리를 사용한다. 본 데이터는 Zhu et. Al 이 공개한 온라인 데이터로, 세가지 배터리 데이터셋이다 [1]. NCA, NCM, 그리고 NCA+NCM의 혼합물로 이루어져 있으며, 서로 다른 용량을 가지고 있다. 배터리의 충방전은 각기 다른 방식으로 운용되고 있으며, 종단 전압은 2.5V-4.2V 의 운용을 하고 있다. 총 124 개의 셀 데이터이고 자세한 사양은 표 1에 나타나 있다.

	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3
Cell type	NCA/18650	NCM/18650	NCA+NCM/18650
Nominal Capacity	3500mA	3500mA	2500mA
Cutoff voltage	2.5V-4.2V	2.5V-4.2V	2.5V-4.2V
Cycling temperature( $\pm 0.2^\circ\text{C}$ )	25°C, 35°C, 45°C	25°C, 35°C, 45°C	25°C
Total number of cells	66	55	9
Anode material	Graphite/Si	Graphite/Si	Graphite

<표 1 Dataset Configuration>

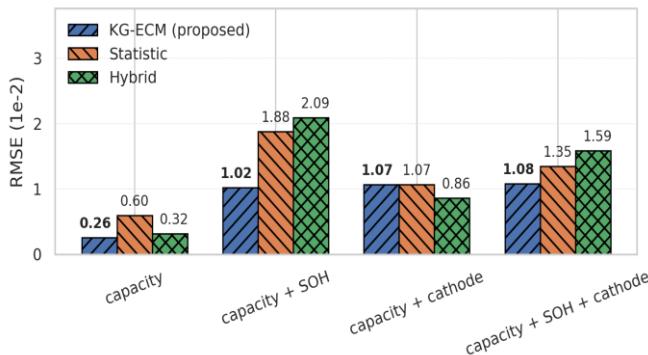
본 연구에 사용되는 데이터는 전압완화 곡선을 전기화학적 방식으로 추출하여 6 차원의 벡터로 모델의 입력으로 사용된다.

4 가지의 기본이 되는 딥러닝 모델을 실험으로 사용하였다. FNN, CNN, LSTM, Transformer 가 사용되었으며, 제안된 추출방법의 유효한 비교를 위해서 모두 동일한 실험환경에서 실험을 진행하였다.

통합 프레임워크를 통한 다중 테스트를 위한 loss 로지도 대조 학습(SupCon)을 사용하였다. 이는 표현 학습의 일종으로, 모델의 임베딩이 배터리의 동작을 학습하여 임베딩의 비교를 통해 같은 클래스는 가까이 배치하고, 다른 클래스는 멀리 배치하는 과정을 반복하여, 분류 문제를 해결한다.

$$L_{\text{SupCon}}^{(T)} = \sum_{i \in I} \frac{-1}{|P_T(i)|} \sum_{p \in P_T(i)} \log \frac{\exp(h_i^\top h_p / \tau)}{\sum_{a \in I \setminus \{i\}} \exp(h_i^\top h_a / \tau)},$$

위 방법은 프레임워크 내에서 단일 모델로 여러 목적의 태스크를 수행하는 방법으로 활용된다. 실험 세팅으로 모두 동일 환경에서 실험을 진행하였고, 추출 방법으로 제안하는 KG-ECM, 통계적 방법, 두 방법을 통합한 방법을 실험하였다. 또한 다중 태스크의 일반화 성능 비교를 위해서, 여러가지 태스크에 대해서 실험을 진행한다.



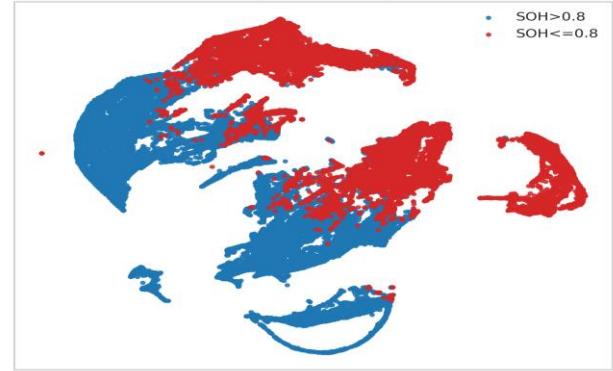
<그림 1 배터리 태스크 별 성능>

그 결과 제안하는 KG-ECM 방법이 단일 태스크 혹은 다중 태스크에도 0.0026, 0.0108RMS로 가장 좋은 결과를 보였으며, 특히 가장 복잡한 실험인 용량 추정, SOH 분류, 양극재 분류의 3 가지 태스크 환경에서도 가장 좋은 성능을 보였다. 뿐만 아니라 여러가지 태스크가 추가되거나 변경된 환경에도 다른 실험에 비해 일관된 성능을 보이고 있어 높은 일반화 성능을 보이는 것이 관찰되었다.

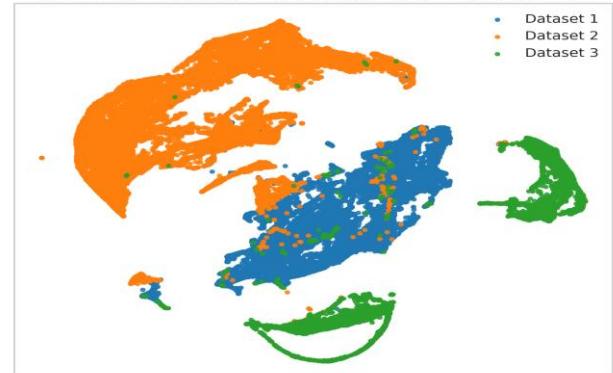
Task	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
SOH80 (binary)	0.9459	0.9400	0.9500	0.9450
Cathode (3-class)	0.9964	0.9960	0.9960	0.9960

<표 2 태스크 별 분류 성능 요약>

Transformer Triple-task embedding (UMAP) - SOH80



Transformer Triple-task embedding (UMAP) - Dataset classes



<그림 2 임베딩 시각화 결과>

그림 2는 학습된 모델의 임베딩을 추출해서 시각화한 결과이다. 각 태스크에 따른 결과의 분류가 명확하게 된 것을 확인할 수 있으며, 이는 공유 임베딩이 배터리의 동작을 해석 가능하게 잘 학습함을 확인할 수 있다.

### III. 결론

본 논문에서는 전압 완화 곡선만을 활용하여 배터리의 용량 추정, SOH 진단, 양극 소재 식별을 동시에 수행하는 다중 태스크 통합 프레임워크를 제안하였다. 본연구의 특징 추출 방법은 학습에 효과적인 입력 특징으로 활용될 수 있음을 확인하였고, 실험 결과, 제안된 방법은 기존 통계적 특징 대비 우수한 용량 추정 성능을 보이고, SOH 진단과 양극 소재 분류에도 높은 정확도를 달성하였다. 또한 공유 임베딩 공간을 학습하는 구조를 통해 배터리 열화 및 특성 정보를 효과적으로 반영함을 확인하였다. 이러한 결과는 제안한 프레임워크가 실제 EV 및 ESS 환경에 신뢰성 있게 사용되고 배터리 진단에 적용 가능함을 보여준다.

### 참 고 문 헌

- [1] Zhu, Jiangong, et al. "Data-driven capacity estimation of commercial lithium-ion batteries from voltage relaxation." *Nature communications* 13.1 (2022): 2261.