

LSTM(Long Short-Term Memory)을 활용한 Battery Package 온도 상승 예측

조종화^o, 민연아^{*}

^o한양사이버대학교 기계IT융합공학과,

^{*}한양사이버대학교 응용소프트웨어학과

e-mail: 2021200023@hycu.ac.kr^o, yah0612@hycu.ac.kr^{*}

Prediction of Battery Package Temperature Rise with LSTM(Long Short-Term Memory)

Cho Jong Hwa^o, Min Youn A^{*}

^oDept. of Mechanical & IT Convergence Engineering, Hanyang Cyber University,

^{*}Dept. of Applied SW Engineering, Hanyang Cyber University

● 요약 ●

본 논문에서는 전기 자동차 배터리 팩 설계에서 성능 예측을 위해 전산유체해석 및 Long Short-Term Memory (LSTM)를 활용한다. 두 계산 모두의 예측이 상당한 유사성을 나타내며, 전산유체해석은 시스템 유체 역학을 고려한 상세한 물리 모델을 제공하고, LSTM은 시계열 데이터를 기반으로 한 딥러닝 모델로 효과적으로 패턴을 파악, 향후 온도 상승을 예측한다. 결과는 두 접근 모두가 효과적인 예측을 제공하며 향후 전기 자동차 배터리 팩 설계 및 최적화에서 종합적인 접근의 필요성을 강조한다. 특히, LSTM 기반 예측에 소요되는 시간은 계산 유체 역학의 약 25%로, 약 일주일 정도로 빠르게 확인 가능하다. 이는 현대 산업 환경에서 시간적 효율성이 중요한 측면을 강조하며, 계산 유체 역학의 상세한 물리 모델링과 LSTM의 빠른 예측 속도를 결합한 설계 방법론을 제안한다.

키워드: LSTM(Long Short-Term Memory), Computational Fluid Dynamics, Machine Learning, Battery Packs

I. Introduction

전기자동차는 배터리와 전기모터를 이용하여 구동되며, 순수 전기 자동차, 플러그인 전기자동차, 하이브리드 전기자동차로 나뉜다. 주요 선진국들은 국제적인 환경규제 대비와 자동차 산업 경쟁력 강화를 위해 전기자동차를 핵심 기술로 취급하며, 보급 정책을 강화하고 있다. 전기차 지원 정책과 빠르게 진화하는 배터리 기술에 기반하여, 전기자동차가 2035년에 우리나라 승용차 등록 대수의 33%를 차지할 전망이 있다.

현재 전기차의 성능 향상과 배터리 효율에 대한 연구가 활발히 진행 중이며, 배터리 온도 상승이 효율에 미치는 영향이 중요한 주제이다. 배터리의 운영 조건에 따라 온도 상승이 발생하면 효율이 감소하므로, 최적의 냉각 시스템을 적용하기 위해 배터리 온도 상승을 예측하는 연구가 필요하다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 연구 기설

연구의 목표는 열유동해석과 머신러닝 모델을 이용하여 배터리 팩의 온도 상승을 예측하고, 이 두 접근법 간에는 정확성, 효율성, 그리고 실제 활용 가능성에서 차이가 있을 것으로 가정한다. 연구에서는 머신러닝 모델을 활용하여 배터리 온도 상승을 빠르게 예측할 수 있을 것으로 예상하고 있다. 이 모델은 열유동해석에 비해 신속한 예측 능력을 갖추며, 학습 데이터를 기반으로 최적화되어 정확성 면에서 열유동해석과 유사한 결과를 제공할 것으로 예상된다. 연구는 머신러닝 모델이 실제 배터리 팩 예측에 얼마나 효과적으로 적용 가능한지를 평가하고, 이를 통해 모델의 현실적인 활용 가능성을 확인하고자 한다.

III. The Proposed Scheme

이 연구는 전력 전자 분야에서 중요한 과제로 인식되는 배터리 팩의 온도 상승 예측 문제를 다룬다. 안전성과 성능 향상을 위해 정확하고 빠른 예측이 필수적이며, 이를 위해 단일 배터리 셀과 전체 배터리 팩에 대한 온도 상승 예측을 다룰 예정이다.

1. 단일 배터리 셀의 온도 예측

온도 측정 시 100초가 경과한 시점에서 최대 온도는 22.02 °C이고 최소 온도는 21.99 °C를 나타내고 있다.

[Fig. 1]은 전산유체해석을 통한 단일 배터리팩의 시간 경과에 따른 평균 온도를 나타내는 그래프이다.

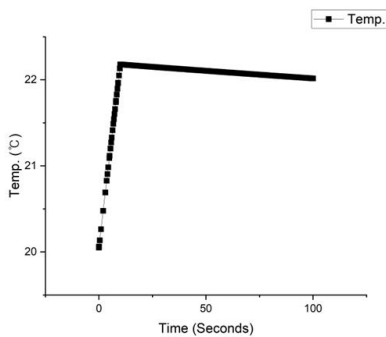


Fig. 1. 단일 배터리팩 온도 변화 결과_CFD

파이썬을 활용한 배터리 팩 온도 변화에 대한 코딩 결과는 아래 그림 2와 같으며 최대값은 약 25 °C이며 100초가 지난 시점의 20.82 °C에 도달하는 것을 알 수 있다.

전산유체해석과 Python 코딩에 의한 최대 온도값을 비교했을 때 2.8 °C가량 차이가 발생한다. 열량은 고정 조건이므로 온도 상승의 변수는 열용량이 된다. 이로 인해 Python 열용량을 수정하여 전산유체해석 최대온도 수준으로 맞춘다. 그 이후 초기대류계수를 수정하여 전체적인 온도 변화 경향을 전산유체해석 결과와 일치시키는 과정을 진행한다.

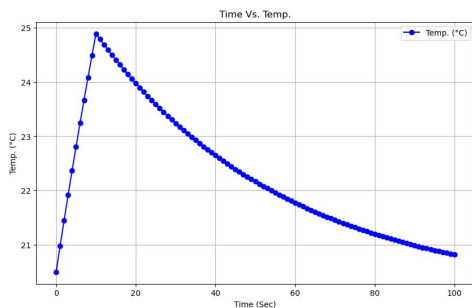


Fig. 2. 단일 배터리팩 온도 변화 결과_Python

열용량과 초기대류계수를 수정한 결과 최대 온도 및 대류에 의한 냉각 후 최종 온도가 전산유체해석 결과와 비슷한 경향을 나타냈다. 배터리팩간의 간격과 냉각 시스템에 대한 부분을 코딩에 적용하여

온도를 예측하는 것 보다는 전체 배터리팩에 대한 전산유체해석 결과를 일부 활용하여 전체 운영 시간에 대한 예측하는 연구를 진행하겠다.

[Fig. 3]은 전산유체해석에서 얻어진 결과와 LSTM을 활용한 예측치를 나타낸 그래프이다. 이 그래프에서 확인할 수 있듯 해석을 통해 얻은 결과와 예측치의 오차가 매우 유사하다는 것을 확인할 수 있다.

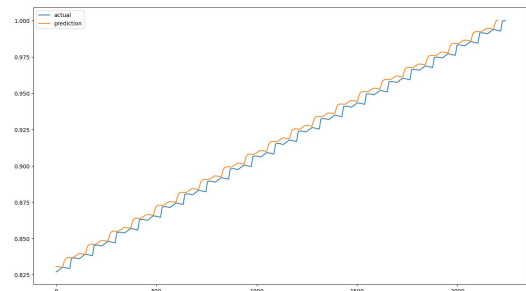


Fig. 3. 실제 온도상승과 LSTM을 활용한 온도 예측

또한 이 예측값을 확인하기 위해 사용된 시간은 약 30분 내외이다. 즉, 전산유체해석에서 예측값을 확인하기 위해 약 한달의 시간이 소요되는 반면 Coding을 활용한 예측값을 확인하기 위해 소요되는 시간은 극히 작은 시간만 소요된다.

하지만 LSTM을 활용하기 위해 Train Data와 Test Data를 활용하기 위해 약 전산유체해석에 소요되는 시간에 약 20%인 일주일의 해석 시간이 필요하다. 하지만 전체적으로 전산유체해석에 소요되는 시간 4주와 LSTM을 활용한 예측값 확인에 필요한 소요시간은 약 1주이다.

개발 및 설계 단계에서 3주의 시간을 단축한다는 것은 개발비 절약뿐만 아니라 개발 소요 시간을 단축할 수 있어 제품 개발 효율이 월등히 상승할 수 있다.

IV. Conclusions

전기자동차 Battery Pack에 대한 온도 상승에 대한 본 연구에서는 전기자동차 배터리팩의 설계에 있어 전산유체해석 및 LSTM을 활용하여 성능 예측을 수행하였다. 흥미로운 결과로는, 두 가지 다른 접근 방법에서 얻은 예측값이 상당히 유사한 것으로 나타났다.

이러한 결과는 전산유체해석과 LSTM이 각각 독립적으로 효과적인 예측을 제공하며, 서로 보완적인 역할을 수행한다는 점을 시사한다.

Table 1. 배터리 팩의 온도 상승 예측 효율

성능평가 도구	오차율	결과 예측 소요 기간
전산유체해석	기준	약 4주
머신러닝(LSTM)	0.35%	약 1주

더불어, LSTM을 활용한 예측값 도출의 소요 시간이 전산유체해석에 비해 약 1/4 수준인, 약 1주에 머무르는 반면, 전산유체해석은 약 4주에 걸쳐 소요되었다. 즉, LSTM이 더 빠른 속도로 결과를

도출한다는 점을 확인하였고 이는 전기자동차 배터리팩 설계에서 시간적 효율성을 강조하는 현대의 산업 환경에서 매우 중요한 측면이다.

본 연구의 모델은 다양한 배터리 시스템 및 환경 조건에서의 적용 가능성이 높다. 또한, 추가적인 연구를 통해 모델을 더욱 정교화하고 다양한 센서 데이터를 활용하여 예측 정확성을 향상시킬 수 있을 것으로 전망된다.

REFERENCES

- [1] 홍창우, 허건, “CNN-RNN 기반의 DNN을 활용한 DP 선박의 전력 부하 예측” *Journal of the KNST* Vol.4 No.2 2021.09 121 - 126 (6page)
- [2] 시종욱, 김성영, “항온 항습기 제어 시스템을 위한 Stacked LSTM 기반의 온도 이상 예측”, *한국정보기술학회논문지* 제20권 제10호(JKIIT, Vol.20, No.10) 2022.10 47 - 52 (6page)
- [3] 황해성, 강효립, 이광기, 한승호. (2021). 고로의 3차원 열전달 해석을 위한 파이썬 기반 통합 프로세스 대한기계학회 논문집 A권, 45(5), 419-426, 10.3795/KSME-A.2021.45.5.419
- [4] Dorsa Ziaei, Navid Goudarzi, “Short-Term Wind Characteristics Forecasting Using Stacked LSTM Networks”, *POWER2021-65866*, V001T09A013; 5 pages, August 18, 2021
- [5] Mukul Singh, Shrey Bansal, Vandana, B. K. Panigrahi, Akhil Garg, “A Genetic Algorithm and RNN-LSTM Model for Remaining Battery Capacity Prediction”, *J. Comput. Inf. Sci. Eng.* Aug 2022, 22(4): 041009 (17 pages)
- [6] Lahouari Benabou, “Development of LSTM Networks for Predicting Viscoplasticity With Effects of Deformation, Strain Rate, and Temperature History”, *J. Appl. Mech.* Jul 2021, 88(7): 071008 (11 pages)
- [7] Gangawane, Krunal M. Computational analysis of mixed convection heat transfer characteristics in lid-driven cavity containing triangular block with constant heat flux: Effect of Prandtl and Grashof numbers. In *International Journal of Heat and Mass Transfer* February 2017 105:34-57