

عنوان پیشنهادی رساله:

مدل‌سازی مقایسه‌ای ایمنی حرارتی در باتری‌های سدیم-یون و لیتیوم-یون با استفاده از شبیه‌سازی چندفیزیکی و یادگیری ماشین آگاه از فیزیک

Comparative Modeling of Thermal Safety in Sodium-Ion and Lithium-Ion Batteries using Multiphysics Simulation and Physics-Informed Machine Learning

شرح کلی و اهداف:

این رساله دو هدف اصلی را دنبال می‌کند:

برای باتری‌های سدیم-یون: ایجاد یک چارچوب جامع برای مدل‌سازی و تحلیل تخریب حرارتی و الکتریکی با استفاده از ترکیب شبیه‌سازی‌های چندفیزیکی دقیق و شبکه‌های عصبی عمیق (CNN)

برای باتری‌های لیتیوم-یون: ارائه یک چارچوب یکپارچه مبتنی بر یادگیری ماشین آگاه از فیزیک (PIML) برای تحلیل چندمقیاسی ایمنی حرارتی، با تمرکز بر پیش‌بینی توزیع دمای حالت پایدار و تحلیل کمی تأثیر تخریب بر عملکرد الکتریکی.

هدف نهایی، ارائه یک تحلیل مقایسه‌ای جامع از مکانیزم‌های تخریب و ایمنی حرارتی بین این دو فناوری کلیدی ذخیره‌سازی انرژی است.

ساختار و مراحل انجام رساله

بخش اول: تحلیل باتری‌های سدیم-یون (Sodium-Ion Batteries)

فاز ۱: توسعه و اعتبارسنجی مدل‌های چندفیزیکی برای باتری سدیم-یون

روش کار:

استخراج پارامترهای الکتروشیمیایی و حرارتی برای یک سلول سدیم-یون (کاتد اکسید لایه‌ای و آنود کربن سخت) از مقالات معتبر. [7, 8, 9]

پیاده‌سازی مدل پایه الکتروشیمیایی-حرارتی در نرم‌افزار COMSOL.

مقایسه و اعتبارسنجی نتایج شبیه‌سازی (خروجی‌های جدولی شامل دما و ولتاژ در طول زمان) با داده‌های تجربی گزارش شده در مقاله. [7]

نوآوری:

ایجاد یک مدل پایه معتبر برای تحلیل ایمنی SIB در حال حاضر، پژوهش‌های شبیه‌سازی چندفیزیکی در زمینه فرار حرارتی باتری‌های سدیم-یون محدود است [7]. نوآوری این بخش، ساخت و اعتبارسنجی یک مدل چندفیزیکی دقیق برای یک باتری تجاری است که سنگ بنای فازهای بعدی را تشکیل می‌دهد.

فاز ۲: تحلیل هوشمند الگوهای حرارتی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) و داده‌افزایی

روش کار:

تولید مجموعه داده اولیه شامل ۲۰۰ تا ۳۰۰ تصویر حرارتی (ماتریس‌های دمای سطح باتری) با استفاده از مدل معتبر شده در فاز قبل.

داده‌افزایی (Data Augmentation): برای رفع گلوگاه محاسباتی، حجم مجموعه داده به صورت مصنوعی به ۱۰۰۰ نمونه یا بیشتر افزایش می‌یابد. این کار از طریق اعمال تغییرات جزئی مانند چرخش، افزودن نویز و تغییر مقیاس بر روی تصاویر حرارتی تولید شده انجام می‌شود.

طراحی و آموزش یک شبکه عصبی CNN با الهام از معماری‌های موفق در رساله مبنا [6] برای تشخیص و طبقه‌بندی مراحل مختلف فرار حرارتی (ایمن، هشدار، بحرانی).

نوآوری:

کاربرد یادگیری عمیق برای پایش ایمنی باتری سدیم-یون: این فاز رویکرد موفق رساله مبنا [6] را برای اولین بار به حوزه باتری‌های سدیم-یون تعمیم می‌دهد. نوآوری آن در ایجاد یک ابزار هوشمند و داده‌محور برای شناسایی الگوهای فضایی در تصاویر حرارتی و پیش‌بینی ریسک فرار حرارتی در یک فناوری نوین است که امضای حرارتی (Thermal Signature) متفاوتی نسبت به باتری‌های لیتیوم-یون دارد. [7]

فاز ۳: تحلیل تأثیر رشد لایه SEI بر عملکرد الکتریکی باتری سدیم-یون

روش کار:

پیاده‌سازی یک زیرمدل برای شبیه‌سازی رشد لایه SEI در COMSOL، با الهام از رویکردهای مدل‌سازی P2D در باتری‌های سدیم-یون [9, 10]

تحلیل داده‌های جدولی خروجی شامل منحنی‌های ولتاژ-ظرفیت و توان خروجی در هر سطح از تخریب.

نوآوری:

تحلیل کمی تخریب در SIB های با نرخ بالا: این بخش یک ارتباط کمی مستقیم بین ضخامت لایه SEI به عنوان یک مکانیزم تخریب فیزیکی و افت پارامترهای عملکردی الکتریکی برقرار می‌کند.

بخش دوم: تحلیل باتری‌های لیتیوم-یون (Lithium-Ion Batteries)

فاز ۴: مدل‌سازی چندفیزیکی و پیش‌بینی فرار حرارتی در تک سلول با استفاده از MPINN

روش کار:

توسعه مدل چندفیزیکی-حرارتی باتری لیتیوم-یون در COMSOL بر اساس روش‌شناسی مقاله [3]

پیاده‌سازی چارچوب شبکه عصبی آگاه از چندفیزیک (MPINN) برای پیش‌بینی همزمان دما و غلظت با الهام از مقاله [1]. داده ورودی به این مدل به صورت (Point Cloud) در فرمت جدولی خواهد بود.

نوآوری:

گذار از مدل جعبه-سیاه به جعبه-خاکستری: برخلاف رویکرد رساله مبنا [6]، در این فاز یک مدل جعبه-خاکستری (Gray-Box) توسعه می‌یابد که با گنجاندن معادلات دیفرانسیل حاکم در تابع زیان (Loss Function)، دینامیک فیزیکی سیستم را مستقیماً یاد می‌گیرد. [1]

فاز ۵: توسعه مدل جایگزین (PI-CNN) برای مدیریت حرارتی ماژول باتری

روش کار:

توسعه مدل المان محدود (FE) ساده‌شده برای مسئله هدایت حرارتی پایدار دو بعدی. [4]
طراحی معماری شبکه PI-CNN و آموزش آن با استفاده از پیش‌آموزش مبتنی بر فیزیک و سپس تنظیم دقیق با داده‌های محدود شبیه‌سازی COMSOL برای بهینه‌سازی چیدمان سلول‌ها [4, 5]. خروجی این فاز نقشه‌های حرارتی است.

نوآوری:

مدل‌سازی جایگزین (Surrogate Modeling) برای بهینه‌سازی: با توسعه یک مدل جایگزین PI-CNN که قادر است توزیع دما را هزاران بار سریع‌تر از شبیه‌سازی‌های FE پیش‌بینی کند، امکان بهینه‌سازی چیدمان سلول‌ها برای دستیابی به یکنواختی دما فراهم می‌شود. [5]

فاز ۶: تحلیل کمی تأثیر تخریب بر عملکرد الکتریکی باتری لیتیوم-یون

روش کار:

بررسی کمی افت ولتاژ و ظرفیت ناشی از رشد لایه SEI با استفاده از مدل پارامتریک P2D، مشابه روش‌شناسی مقاله [3]

نوآوری:

ایجاد ارتباط معکوس و کمی بین تخریب حرارتی و عملکرد الکتریکی: این فاز به طور کمی نشان می‌دهد که چگونه یک مکانیزم تخریب فیزیکی-حرارتی مستقیماً به افت پارامترهای کلیدی عملکرد الکتریکی منجر می‌شود.

ارجاعات

- [1] Kim, S. W., Kwak, E., Kim, J. H., Oh, K. Y., & Lee, S. (2023). Modeling and prediction of lithium-ion battery thermal runaway via multiphysics-informed neural network. *Journal of Energy Storage*, 60, 106654.
- [2] Cho, G., Wang, M., Kim, Y., Kwon, J., & Su, W. (2022). A physics-informed machine learning approach for estimating lithium-ion battery temperature. *IEEE Access*, 10, 88117-88126.
- [3] Sordi, G., Sedzik, M., Casalegno, A., & Rabissi, C. (2024). Diagnosis of lithium-ion batteries degradation with P2D model parameters identification: A case study on low temperature charging. *Future Batteries*, 4, 100006.

[4] Liu, Z., Jiang, Y., Li, Y., & Wang, P. (2025). Physics-informed machine learning for battery pack thermal management. 2025 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS).

[5] Liu, Z., Jiang, Y., Li, Y., & Wang, P. (2025). Physics-informed machine learning enhanced battery pack optimization. 2025 IEEE/AIAA Transportation Electrification Conference and Electric Aircraft Technologies Symposium (ITEC+EATS).

[6] Goswami, B. R. D. (2024). ENHANCING ELECTRIC VEHICLE SAFETY: AI-DRIVEN MULTIPHYSICS APPROACH FOR PREDICTING THERMAL FAILURES IN LI-ION BATTERIES (رساله بیس). The University of Arizona.

[7] Li, Z., Cheng, Z., Yu, Y., Wang, J., Wang, L., Mei, W., & Wang, Q. (2025). Thermal runaway comparison and assessment between sodium-ion and lithium-ion batteries. Process Safety and Environmental Protection, 193, 842-855.

[8] Sirengo, K., Babu, A., Brennan, B., & Pillai, S. C. (2023). Ionic liquid electrolytes for sodium-ion batteries to control thermal runaway. Journal of Energy Chemistry, 81, 321-338.

[9] Liu, M., Li, J., Wang, Y., Guo, S., Zhao, L., & Wang, Z. (2025). Modeling and Simulation of Sodium-Ion Batteries Based on the Combination of Electrochemical Mechanism and Machine Learning. *Green Energy and Intelligent Transportation*.

[10] Ji, W., Fu, Y., Zhang, H., & Zhou, C. (2025). Machine learning-enhanced multiscale modeling of high-rate sodium-ion batteries integrating electrochemical dynamics and thermal safety analysis. *Journal of Energy Storage*, 130, 117445.