EIEI ACOFI 2025
5º Congreso Latinoamericano de Ingeniería
Más Información: www.acofi.edu.co/eiei
Ingeniería de impacto para cuidar y transformar la vida
ACOFI: 50 años por la excelencia de la educación en ingeniería.

Desarrollo de bases de datos y algoritmos para el estudio del estado de baterías en laboratorios del CIDEMAT Y GIMEL

Daniel Ortíz Botina, Luis Navarro Hernández, Keony Jiménez Restrepo, Esteban Velilla Hernández, Jaime A Valencia V.

Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia

Resumen

El desarrollo de bases de datos especializadas para la gestión de información experimental sobre baterías es un componente clave en el estudio y optimización de sistemas de almacenamiento energético. En este trabajo se presenta el diseño e implementación de una plataforma tecnológica orientada a integrar, organizar y analizar los resultados provenientes de ensayos experimentales en baterías en el Centro de Diagnóstico de Baterías (CDB), desarrollada por CIDEMAT y GIMEL de la Universidad de Antioquia. Esta plataforma organiza la información de manera estructurada haciendo uso del paradigma de bases de datos relacionales, permitiendo una trazabilidad completa de los resultados, la comparación entre diferentes ensayos y tecnologías, facilitando el entrenamiento y validación de modelos computacionales para el diagnóstico de estado de salud, predicción de vida útil y desarrollo de gemelos digitales. Como primer enfoque, se incorporan algoritmos de procesamiento y análisis de datos que permiten la extracción automática de características relevantes para la estimación del estado de salud (SoH), estado de carga (SoC), detección de anomalías y evaluación de rendimiento y vida útil, parámetros que son utilizados en entornos de aprendizaje automático para el desarrollo y validación de estrategias de operación óptima en sistemas híbridos, promoviendo el avance de tecnologías sostenibles y aportando una base sólida para investigaciones futuras en almacenamiento energético.

Palabras clave: base de datos baterías; almacenamiento de energía; validación múltiple

Abstract

The effective management of experimental battery data is fundamental for advancing the study and optimization of energy storage systems. This paper presents the design and implementation of a specialized technological platform developed for the Battery Diagnostics Center (CDB) by the

DOI: https://doi.org/10.26507/paper.4399

CIDEMAT and GIMEL research groups at the University of Antioquia. This platform aims to systematically integrate, organize, and analyze results from experimental battery testing. Utilizing a relational database paradigm, it ensures structured information management, enabling complete traceability of results and facilitating comparisons across diverse tests and battery technologies. Furthermore, the platform supports the training and validation of computational models for critical applications, including state of health (SoH) diagnostics, useful life prediction, and digital twin development. As an initial capability, integrated data processing and analysis algorithms enable the automated extraction of relevant features for estimating state of health (SoH), state of charge (SoC), detecting anomalies, and evaluating performance and lifespan. These features serve as inputs for machine learning environments, aiding the development and validation of optimal operational strategies, particularly for hybrid systems. This work promotes the advancement of sustainable energy technologies and establishes a solid foundation for future research in energy storage.

Keywords*: battery database; energy storage systems; hybrid validation*

1. Introducción

El desarrollo de sistemas de almacenamiento energético eficientes y sostenibles es uno de los pilares fundamentales en la transición hacia fuentes de energía renovables. A medida que la generación eléctrica basada en fuentes como la solar y la eólica gana terreno en el mix energético global, surge la necesidad de contar con soluciones que permitan mitigar su carácter intermitente y garantizar una oferta constante y confiable (Stenzel et al., 2014). En este contexto, las baterías de ion-litio se han consolidado como una de las tecnologías más prometedoras y ampliamente adoptadas, no sólo por su alta densidad energética y eficiencia de carga, sino también por su versatilidad en diversas aplicaciones. Desde vehículos eléctricos hasta sistemas de respaldo en infraestructuras críticas y redes inteligentes, estas baterías ofrecen ventajas competitivas que las posicionan en el centro de los desarrollos tecnológicos actuales. No obstante, su rendimiento y vida útil están estrechamente ligados a factores internos y externos, entre ellos el estado de salud (State of Health, SOH), el estado de carga (State of Charge, SOC), y las condiciones operativas tales como la temperatura, el perfil de uso y los ciclos de carga-descarga. Esto impone la necesidad de implementar estrategias avanzadas de monitoreo, diagnóstico y optimización, capaces de anticipar fallas, maximizar la eficiencia y garantizar la seguridad en su operación a lo largo del tiempo.

En los entornos de investigación, particularmente aquellos orientados al desarrollo y validación de nuevas tecnologías de almacenamiento, la caracterización precisa del comportamiento de las baterías es una etapa crítica. Esta tarea implica la ejecución de pruebas experimentales rigurosas, que incluyen ensayos de ciclado, curvas de carga y descarga, análisis de capacidad, impedancia y otras métricas electroquímicas. Tales experimentos, por su naturaleza detallada y repetitiva, generan grandes volúmenes de datos heterogéneos, provenientes de distintos equipos, sensores y configuraciones experimentales. El manejo eficiente de esta información representa un desafío técnico considerable. Es necesario no solo recopilar y almacenar estos datos, sino también organizarlos en estructuras lógicas que permitan su consulta, trazabilidad y análisis posterior. En este sentido, la integración y sistematización de la información experimental no es únicamente una

cuestión de orden, sino una condición indispensable para la construcción de conocimiento científico sólido. Además, constituye la base sobre la cual se desarrollan modelos predictivos más precisos y se entrenan algoritmos de machine learning que puedan, por ejemplo, estimar la degradación de las celdas, predecir fallas o proponer estrategias de carga inteligente. Sin esta estructura de datos confiable y coherente, los avances en modelado y simulación se ven seriamente limitados.

Es por esto que se hace fundamental destacar el papel de los datos en la toma de decisiones basada en modelos. Tal como se ha propuesto en investigaciones recientes, esquemas integrados de diagnóstico permiten conectar el análisis de datos con entornos de validación como Hardware-in-the-Loop (HIL) tal como se muestra en la figura 1, habilitando el uso de gemelos digitales para simular, diagnosticar y predecir el comportamiento de sistemas reales bajo condiciones operativas variables, como se discute en (Zhao et al., 2024). Esta aproximación favorece la implementación de soluciones inteligentes para la gestión energética, donde la calidad y organización de los datos son elementos críticos.

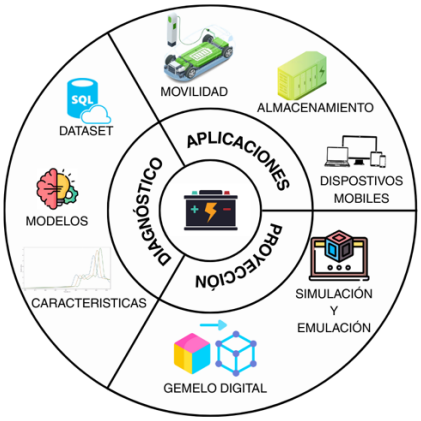

Figura 1. Esquema general de integración de datos para diagnóstico y validación con gemelos digitales, basado en el artículo de Zhao et al. (2024).

En respuesta a esta necesidad, se diseñó e implementó una base de datos relacional para la gestión de información experimental obtenida por CIDEMAT y GIMEL de la Universidad de Antioquia para el Centro de Diagnóstico de Baterías (CDB). Esta herramienta no solo permite almacenar datos, sino que también establece una estructura lógica que facilita su consulta, análisis y reutilización en distintas etapas del proceso investigativo. La base de datos fue concebida desde una perspectiva modular y escalable, pensando en la diversidad de ensayos y tecnologías que podrían incorporarse en el futuro. De esta manera, se convierte en una solución flexible, adaptable a distintos protocolos experimentales.

En este trabajo se detalla la metodología de lectura, preprocesamiento y estructuración de archivos provenientes de diferentes fuentes, abordando los desafíos inherentes a la heterogeneidad y fragmentación de los datos experimentales. Esta plataforma constituye un paso fundamental hacia la implementación de sistemas de evaluación automatizada y operación óptima de dispositivos de almacenamiento híbrido.

2. Metodología para la organización y análisis de datos de pruebas de baterías

2.1 Fuentes de datos

Este estudio se basa en datos experimentales obtenidos a partir de baterías de segunda vida pertenecientes a dos tecnologías ampliamente utilizadas en el sector de vehículos eléctricos: fosfato de hierro y litio ($LiFePO_4$ o LFP) y níquel, manganeso y cobalto (NMC). Ambas tecnologías presentan características técnicas y aplicaciones diferenciadas. Las baterías LFP ofrecen mayor seguridad, menor costo y una vida útil prolongada, aunque con menor densidad energética, lo que las hace ideales para aplicaciones donde se prioriza estabilidad térmica y durabilidad (Preger et al., 2020). Por otro lado, las baterías NMC destacan por su alta densidad energética y rendimiento por unidad de peso, siendo más adecuadas para maximizar la autonomía o reducir el peso del sistema, aunque con un mayor costo y menor tolerancia al estrés térmico (Tang et al., 2021).

Una vez retiradas de su aplicación original, los packs de baterías son desmontados y divididos en módulos y celdas individuales para su análisis. A partir de estas unidades se extrae información clave sobre su estado de salud (SoH), estado de carga (SoC) y vida útil remanente (RUL), a través de pruebas bajo condiciones controladas de laboratorio. Para ello, se utilizan equipos programables (cicladores) capaces de ejecutar ciclos de carga y descarga, así como sistemas que registran variables como voltaje, corriente y temperatura (Figura 3, etapa 1).

Los datos generados por estos equipos varían en estructura según el fabricante y configuración del experimento, produciendo archivos en formatos como Excel (.xlsx) o archivos propietarios con extensión. cor. Aunque estos últimos pueden transformarse a otros formatos, el procesamiento directo como texto plano resulta más eficiente en escenarios con grandes volúmenes de información. Esta estrategia será detallada más adelante.

A partir de estos datos, se analizarán los resultados de distintos experimentos diseñados para caracterizar el comportamiento y deterioro de las baterías. Entre ellos se incluyen pruebas de espectroscopía de impedancia electroquímica (EIS), análisis de capacidad incremental (ICA), pruebas con variaciones en la tasa de carga/descarga (C-rate) y ensayos de ciclado prolongado con diferentes profundidades de descarga (DoD). Estos experimentos constituyen la base del análisis presentado en este trabajo y en la tabla 1 se presenta un resumen de los experimentos realizados y las condiciones de estos.

Tabla 1. Tabla resumen de experimentos

Número de experimentos	Tecnología	Número de ciclos	DOD	C-rate	Temperatura (°C)
4	LiFePo	4980	100	1	30
3		1416	80	0.5	40
3		745	100	0.5	40
2		1084	100	0.5	18
1		573	60	0.5	30

2		728	100	0.5	30
1		572	100	1	30
2		1384	100	2	30
57		57	100	1	30
13	NMC	13	100	1	30
32		128	100	1	40
2		77	100	0.5	30

2.2 Lectura y preprocesamiento de datos

Para validar modelos predictivos y analizar la variabilidad en baterías de distintas tecnologías, es necesario contar con grandes volúmenes de datos experimentales obtenidos bajo condiciones controladas. Estos datos suelen encontrarse en formatos diversos, principalmente archivos ".cor" y ".xlsx".

Los archivos ".cor", generados por sistemas de ciclaje, contienen variables como voltaje, corriente y tiempo, pero carecen de un formato estandarizado y presentan información fragmentada por etapa experimental, lo que complica su procesamiento. Para abordar estas limitaciones, se desarrolló un algoritmo en Python que extrae variables clave, reconstruye cronológicamente el historial de cada celda y organiza los datos en DataFrames, luego almacenados en una base SQL (figura 3, etapa 2).

Por su parte, los .xlsx, aunque con estructura tabular clara, presentan inconsistencias que también requieren normalización. Ambos formatos fueron armonizados para su análisis, modelado y visualización en una base de datos unificada.

2.3 Construcción de la base de datos

Con el objetivo de centralizar, estructurar y facilitar el acceso a la información experimental recolectada en los laboratorios, se diseñó e implementó una base de datos relacional utilizando el sistema gestor MySQL. Esta elección responde a la necesidad de organizar grandes volúmenes de datos de manera robusta, flexible y escalable. Las bases de datos relacionales se fundamentan en el modelo propuesto por Edgar F. Codd en 1970, en el cual la información se representa mediante relaciones: tablas formadas por filas (tuplas) y columnas (atributos). Estas estructuras permiten describir entidades del mundo real y las asociaciones entre ellas de forma lógica y eficiente (Chittayasothorn, 2022, June).

En este proyecto, el modelo relacional se utilizó para representar tanto la jerarquía de los experimentos como las características técnicas de las baterías evaluadas, así como los resultados obtenidos en cada etapa del proceso experimental. La arquitectura de la base de datos se organiza en torno a tres tablas principales, diseñadas para capturar los aspectos esenciales de los ensayos:

- **steps_cycle**: almacena los distintos tipos de procesos aplicados a la batería, como carga, descarga, ciclos de relajación o pruebas de diagnóstico por impedancia.

features_batteries: contiene la información técnica de cada batería, incluyendo el tipo de tecnología (Li-ion, LFP, NMC, etc.), la tasa de carga o *C-rate*, la temperatura de operación, el número de celdas, el voltaje nominal y otros parámetros relevantes. **diagnostic_batteries**: registra los datos obtenidos durante cada ciclo, tales como voltaje, corriente, tiempo, estado de salud (SoH) y la relación con la batería correspondiente, permitiendo una trazabilidad precisa.

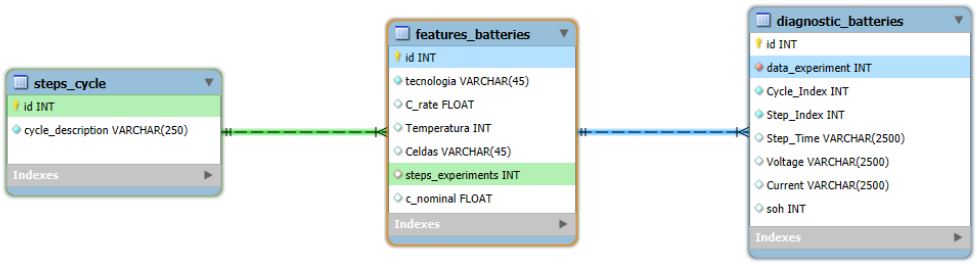

Fig.2. Estructura de SQL para almacenar la información.

Uno de los principales desafíos en el diseño de la base de datos fue el alto volumen de información generado en los experimentos. Variables como voltaje, corriente y tiempo son muestreadas con alta frecuencia durante cada ciclo de carga, descarga o diagnóstico. Inicialmente, se optó por un enfoque detallado: cada muestra se almacena como una fila individual en la base de datos, representando fielmente la dinámica temporal del proceso. Esta estrategia, aunque precisa, generaba tablas extremadamente grandes, lo cual afectaba el rendimiento de las consultas y dificulta la manipulación eficiente de los datos (Tabla 2).

Tabla 2. Ejemplo de almacenamiento inicial de información para un ciclo de carga.

Ciclo	Step	Voltaje (V)	Corriente (A)	Tiempo (s)
1	1	3.2	0.5	0
1	1	3.5	0.5	300
1	1	3.8	0.5	600
1	1	4.0	0.5	900
1	1	4.2	0.5	1200
1	1	4.2	0.5	1500

Para superar estas limitaciones, se adoptó una estructura de almacenamiento más compacta. En esta segunda versión, los vectores de datos experimentales —como las curvas de voltaje, corriente o potencia— se almacenan como listas serializadas en formato de texto dentro de una única celda por ciclo. Esta reorganización, ilustrada en la Tabla 3, permite representar curvas completas como un solo registro. El resultado es una reducción significativa en el número de filas, una mejora notable en el tiempo de respuesta de las consultas, y una mayor eficiencia en tareas analíticas y de visualización. Además, este formato compacto facilita la exportación y conexión con herramientas externas de análisis y modelado, como Python, MATLAB o R.

Tabla 3. Ejemplo de almacenamiento optimizado de información para un ciclo de carga.

Ciclo	Step	Voltaje (V)	Corriente (A)	Tiempo (s)
1	1	"[3.2, 3.5, 3.8, 4, 4.2, 4.2]"	"[0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5]"	"[0, 300, 600, 900, 1200, 1500]"

En conjunto, el diseño de esta base de datos no solo permite una gestión estructurada de la información experimental, sino que sienta las bases para su integración con algoritmos de análisis automatizado, herramientas de simulación y plataformas de evaluación como el entorno HIL.

2.4 Extracción y gestión de características

Una vez organizados los datos experimentales en la base de datos relacional, se habilita la etapa de extracción de características, esencial para transformar datos crudos —como curvas de carga/descarga o mediciones de impedancia— en variables cuantitativas relevantes. Estas "*features*" son la base para tareas de diagnóstico, predicción y clasificación del estado de las baterías, mediante modelos tradicionales (Li et al., 2016) o técnicas de aprendizaje automático (Xiong, Mo y Yan, 2021).

La extracción se realiza directamente sobre los datos almacenados y busca capturar patrones clave del comportamiento de las celdas en diversas condiciones operativas. Las características incluyen métricas estadísticas, descriptores de curvas de voltaje y corriente, tiempos de carga/descarga, tasas de degradación, entre otros. Como señalan Elmahallawy et al. (2022), este análisis permite anticipar fallas, estimar el estado de salud (SoH) y predecir la vida útil remanente (RUL).

En este estudio se definieron features orientadas a estimar el estado de salud (SoH), agrupadas en tres bloques según su origen y función analítica. El primer grupo incluye métricas derivadas de curvas de carga y descarga, como el tiempo total de carga/descarga, el voltaje máximo/mínimo alcanzado, la duración de la etapa de corriente constante y el tiempo en rangos específicos de voltaje. Estas variables reflejan la evolución temporal del sistema, estrechamente ligada a su degradación. El segundo bloque se basa en el análisis de capacidad incremental (ICA) y de impedancia. Se extrajo el área bajo la curva ICA en carga, descarga y su suma total, dividiendo además la curva en cuatro secciones para identificar zonas de mayor envejecimiento. Este análisis también se aplicó a curvas ICA normalizadas, mejorando la comparación entre tecnologías y condiciones operativas. El tercer grupo se centró en curvas de voltaje vs. tiempo durante la carga, utilizando voltaje normalizado. Se midió el tiempo requerido para atravesar intervalos específicos en la región media de la carga, así como el área bajo la curva y el porcentaje de carga acumulada en cada segmento, identificando patrones asociados al envejecimiento.

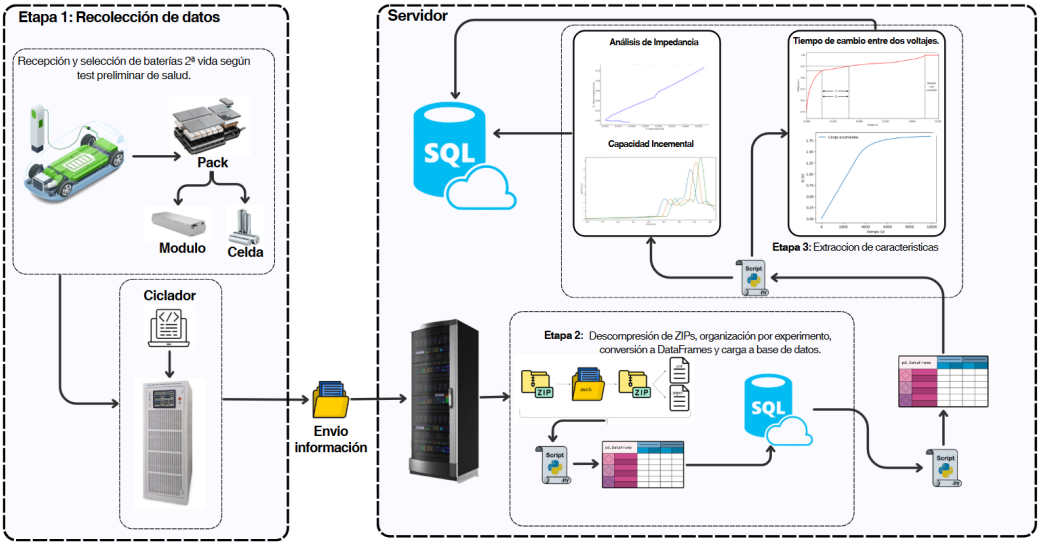

Figura 3. Esquema general de la construcción de la base de datos.

Todos los vectores generados fueron integrados a la base de datos relacional, vinculados con su celda, ciclo y condiciones de prueba. Esta estructura permite su uso en modelos de aprendizaje automático, simulaciones y análisis comparativo (Figura 3, etapa 3), consolidando una plataforma robusta para el estudio avanzado de baterías.

3. Discusión.

La base de datos relacional consolida todo el flujo desde la recolección hasta el almacenamiento estructurado de datos de baterías, con jerarquía por unidad, preprocesamiento automático de archivos heterogéneos (".cor", ".xlsx") y extracción sistemática de features. El resultado es una plataforma modular y escalable, lista para análisis comparativo, modelado y validación.

Actualmente alberga más de 10 000 ciclos de carga/descarga de 18 experimentos controlados, incluyendo datos brutos (voltaje, corriente, tiempo) y vectores de características —métricas estadísticas, descriptores I–V, tiempos clave— todos trazables al ciclo y condiciones de prueba. Esto habilita análisis estadístico, diagnóstico automático y simulaciones realistas.

Además, su integración con Python o MATLAB facilita la derivación de vectores de features para comparar tecnologías y construir descriptores de rendimiento. Estos mismos datos alimentan entornos HIL, donde se validan estrategias de gestión energética en sistemas híbridos, reduciendo costos y riesgos de pruebas físicas (Luciani et al., 2021; Zhang et al., 2017). La Fig. 4 ilustra cómo la base de datos articula la captura de datos con las aplicaciones analíticas y de simulación.

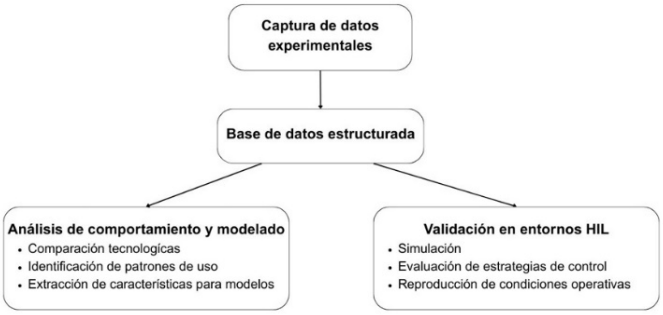

Figura 4: Flujo de datos habilitado por la base de datos relacional desarrollada.

4. Resultados

La implementación de la base de datos relacional permitió consolidar una infraestructura sólida para la gestión y análisis de información experimental obtenida en pruebas de baterías en los laboratorios CIDEMAT y GIMEL. Como resultado, se alcanzaron los siguientes logros clave:

- Estandarización de datos: Se logró armonizar diferentes formatos de archivos (.cor, .xlsx), permitiendo su integración en una única fuente estructurada. Esto facilitó el acceso, trazabilidad y análisis comparativo entre tecnologías y protocolos experimentales.
- Reducción del volumen de datos sin pérdida de información relevante: El cambio en la estrategia de almacenamiento —pasando de guardar cada muestra como una fila independiente a encapsular curvas completas como listas serializadas— redujo considerablemente el tamaño de las tablas y mejoró la eficiencia de las consultas.
- Extracción automatizada de características: Se estableció un flujo de procesamiento que transforma datos crudos en vectores de características relevantes, organizados y almacenados de forma trazable. Estos vectores están disponibles para análisis posterior y para su integración en procesos de modelado o diagnóstico.
- Modularidad y escalabilidad: La estructura lógica de la base de datos, junto con la organización por directorios y la automatización del procesamiento, permite incorporar nuevos datos y tecnologías sin necesidad de rediseñar el sistema.
- Interoperabilidad con herramientas externas: La conexión directa con lenguajes como Python y entornos de simulación HIL facilita la reutilización de los datos en análisis estadístico, visualización, y validación de estrategias de operación de sistemas híbridos.

En conjunto, estos resultados demuestran que la base de datos no solo es una herramienta de almacenamiento, sino también una plataforma integradora que potencia el análisis avanzado y sienta las bases para aplicaciones futuras en modelado predictivo y simulación.

5. Conclusiones

El diseño e implementación de una base de datos relacional para el manejo de información experimental sobre baterías representa un avance significativo en la estructuración y explotación

de datos generados en entornos de laboratorio. Esta plataforma responde a la necesidad de contar con una infraestructura que soporte la trazabilidad, integridad y reutilización de los datos a lo largo del ciclo de vida de los experimentos.

Aunque en este trabajo no se realiza entrenamiento de modelos directamente, se deja claro que, sin una base de datos coherente, robusta y estructurada, los modelos de diagnóstico, predicción o clasificación pierden efectividad y confiabilidad. La calidad de los datos y su organización son factores críticos que influyen en el desempeño de cualquier sistema de análisis basado en datos. Asimismo, se demuestra que una arquitectura de datos bien diseñada permite la interoperabilidad con plataformas de validación como los sistemas Hardware-in-the-Loop, lo cual resulta fundamental para evaluar el comportamiento de estrategias de control bajo condiciones cercanas a la operación real o el desarrollo de gemelos digitales para el monitoreo continuo en operación real.

En definitiva, la base de datos desarrollada no solo consolida el conocimiento generado en los ensayos, sino que actúa como un pilar fundamental en el ecosistema de investigación y desarrollo de tecnologías de almacenamiento energético, facilitando la transición hacia herramientas de análisis automatizado y sistemas inteligentes de gestión energética.

6. Agradecimientos

Apoyo financiero del proyecto de la convocatoria 914-2022 de Minciencias "Laboratorio para el diagnóstico de baterías de vehículos eléctricos y adaptación a sistemas de segunda vida en almacenamiento eléctrico estacionario" (contrato No. 119-2022), y del proyecto del Sistema General de Regalías "Desarrollo y apropiación de tecnologías convergentes para la generación del conocimiento y la infraestructura necesarios para almacenar energía solar en forma de hidrógeno verde, así como para el uso de este vector energético a nivel nacional " (BPIN 2022000100089).

7. Referencias

Artículos de revistas

- Xiong, W., Mo, Y. and Yan, C. (2021). Online State-of-Health Estimation for Second-Use Lithium-Ion Batteries Based on Weighted Least Squares Support Vector Machine. IEEE Access, Vol. 9, pp. 1870-1881. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3026552
- Li, X., Jiang, J., Chen, D., Zhang, Y. and Zhang, C. (2016). A capacity model based on charging process for state of health estimation of lithium ion batteries. Applied Energy, Vol. 177, pp. 537-543. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.05.109
- Chittayasothorn, S. (2022, June). The misconception of relational database and the ACID properties. In 2022 8th International Conference on Engineering, Applied Sciences, and Technology (ICEAST), pp. 30-33. IEEE. https://doi.org/10.1109/ICEAST55249.2022.9826318
- Elmahallawy, M., Elfouly, T., Alouani, A. and Massoud, A. M. (2022). A Comprehensive Review of Lithium-Ion Batteries Modeling, and State of Health and Remaining Useful Lifetime Prediction. IEEE Access, Vol. 10, pp. 119040-119070. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3221137

- Preger, Y., Barkholtz, H. M., Fresquez, A., Campbell, D. L., Juba, B. W., Román-Kustas, J. and Chalamala, B. (2020). Degradation of commercial lithium-ion cells as a function of chemistry and cycling conditions. Journal of The Electrochemical Society, Vol. 167(12), p. 120532. https://doi.org/10.1149/1945-7111/abae37
- Tang, X., Zhang, G., Wang, X., Wei, G., Han, G., Zhu, J. and Dai, H. (2021). Investigating the critical characteristics of thermal runaway process for $LiFePO_4$/graphite batteries by a ceased segmented method. iScience, Vol. 24(10), p. 103111. https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.103111
- Zhao, J., Qu, X., Wu, Y., Fowler, M. and Burke, A. F. (2024). Artificial intelligence-driven real-world battery diagnostics. *Energy and AI*, Vol. 18, p. 100419. https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100419
- Stenzel, P., Baumann, M., Fleer, J., Zimmermann, B. and Weil, M. (2014). Database development and evaluation for techno-economic assessments of electrochemical energy storage systems. *IEEE International Energy Conference (EnergyCon 2014)*, Dubrovnik, Croatia, 13–16 May 2014, pp. 1334–1342. https://doi.org/10.1109/ENERGYCON.2014.6850596
- Luciani, S., Feraco, S., Bonfitto, A. and Tonoli, A. (2021). Hardware-in-the-Loop Assessment of a Data-Driven State of Charge Estimation Method for Lithium-Ion Batteries in Hybrid Vehicles. Electronics, Vol. 10, No. 22, p. 2828. https://doi.org/10.3390/electronics10222828
- Zhang, W., Sun, X., & Wang, L. (2017). *Battery Pack State of Charge Estimation and Hardware in Loop System Design Verification*. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*. https://doi.org/10.1109/IHMSC.2017.82

Sobre los autores

- **Daniel Andrés Ortiz Botina**: Estudiante 6to nivel pregrado de Ingeniería eléctrica. daniel.ortiz5@udea.edu.co
- **Luis Jorge Navarro Hernández**: Estudiante 5to nivel de Ingeniería eléctrica. luisj.navarro@udea.edu.co
- **Keony Jiménez Restrepo**: Ingeniero Electricista. Estudiante doctorado. keony.jimenezr@udea.edu.co
- **Esteban Velilla Hernández**: Ingeniero Electricista, Magister en Ingeniería, Especialista en Energía Fotovoltaica, y Doctor en Ingeniería de Materiales. Profesor titular de la UdeA. esteban.velilla@udea.edu.co
- **Jaime A. Valencia V.**: Ingeniero Electricista, Ms. Matemáticas y Doctor en Ingeniería. Profesor titular de la UdeA. jalejandro.valencia@udea.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2025 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)