XXI Simposio CEA de Control Inteligente

24-26 de junio de 2026, Salamanca

Modelado neuroborroso para estimación del estado de salud en baterías

Peñaloza-López, M. A.[a], Chicaiza, W. D.[b], Palomino-Resendiz, S. I.[c,d], Flores-Hernández, D. A.[a], Zafra-Cabeza, A.[b], Escaño, J. M.[b,*]

[a] *Instituto Politécnico Nacional, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación, Unidad Profesional Interdisciplinaria en Ingeniería y Tecnologías Avanzadas. Av. IPN 2580, La Laguna Ticomán, GAM, 07340, CDMX, México.*

[b] *Universidad de Sevilla, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Control Automático, Escuela Técnica Superior de Ingeniería, Camino de los Descubrimientos, s/n, 41092, Sevilla, España.*

[c] *Instituto Politécnico Nacional, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Unidad Zacatenco. Unidad Profesional Adolfo López Mateos. Av. Luis Enrique Erro S/N, GAM, Zacatenco, CDMX, México, 07738.*

[d] *Departamento de Control Automático, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, Unidad Zacatenco. Av. Instituto Politécnico Nacional No. 2508, col. San Pedro Zacatenco, CDMX, México, 07360.*

To cite this article: Peñaloza-López, M. A., Chicaiza, W. D., Palomino-Resendiz, S. I., Flores-Hernández, D. A., Zafra-Cabeza, A., Escaño, J. M. 2026. Neuro-Fuzzy Modelling for estimating health status in battery systems. XXI Simposio CEA de Control Inteligente, Salamanca (Spain), 2026.

Resumen

La estimación del estado de salud (SOH) es esencial para la operación de baterías de iones de litio. Aunque las redes LSTM pueden alcanzar una alta precisión, comúnmente utilizan indicadores temporales, por lo que proporcionan una interpretabilidad limitada. Este trabajo propone un sistema de inferencia neuroborroso adaptativo (ANFIS) entrenado con características electrotérmicas de cada ciclo, las cuales son extraídas de las señales de voltaje, corriente y temperatura. Usando el conjunto de datos de degradación de baterías de Oxford, así como una definición común del SOH, se llevó a cabo una comparación entre ANFIS y un modelo LSTM base que incluye el índice de ciclo. Los resultados muestran que ANFIS alcanza una precisión competitiva sin utilizar información explícita de indicadores temporales, además proporciona transparencia a través de las funciones de pertenencia, la activación de reglas y el análisis de sensibilidad, por lo que se presenta como una alternativa práctica y explicable para el monitoreo del SOH de baterías.

Palabras clave: Sistemas borrosos y neuronales en control, Aprendizaje automático para modelado y predicción, Sistemas de gestión de energía, Identificación de sistemas no lineales, Aprendizaje automático y profundo para la identificación de sistemas, Sistemas de almacenamiento de energía.

Neuro-Fuzzy Modelling for Battery State-of-Health Estimation

Abstract

State-of-health (SOH) estimation is essential for operation of lithium-ion batteries. Although LSTM networks can achieve high accuracy, they often exploit temporal proxies and provide limited interpretability. This paper proposes an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) trained on cycle-level electro-thermal features extracted from voltage, current and temperature signals. Using the Oxford Battery Degradation Dataset and a common capacity-based SOH definition, a comparison among ANFIS and an LSTM baseline that includes the cycle index has been undertaken. Results show that ANFIS attains competitive accuracy without explicit time information while enabling transparency via membership functions, rule activations and sensitivity analysis, providing a practical explainable alternative for battery health monitoring.

Keywords: Fuzzy and neural systems in control, Machine learning for modelling and prediction, Energy management systems, Nonlinear system identification, Machine and deep learning for system identification, Energy storage systems.

[*] Autor para correspondencia: jescano@us.es

Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

1. Introducción

Las baterías de iones de litio son fundamentales para la movilidad eléctrica y los sistemas de almacenamiento de energía. La estimación confiable del estado de salud (SOH) es esencial para los sistemas de gestión de baterías (BMS), el mantenimiento predictivo y la extensión de la vida útil (Berecibar et al., 2016), (Waag et al., 2014). Los mecanismos de degradación —pérdida de material activo, incremento de resistencia interna y fenómenos como la acumulación de litio metálico (*plating*)— se manifiestan en firmas electrotérmicas medibles durante la carga y descarga (Dubarry et al., 2012), (Petzl et al., 2015), motivando enfoques tanto basados en modelo (circuitos equivalentes, modelos electroquímicos) como basados en datos (Berecibar et al., 2016).

En los últimos años, las arquitecturas de memoria a largo y corto plazo (LSTM) han mostrado un buen desempeño para la estimación del SOH (Xu et al., 2024). Sin embargo, típicamente son difíciles de interpretar, ya que no es trivial relacionar sus representaciones internas con firmas de degradación físicamente significativas, y pueden depender del índice de ciclo como sustituto temporal. Esta limitación es central en el contexto de la inteligencia artificial explicable (XAI), donde la transparencia es un requisito clave para una adopción responsable en entornos industriales (Barredo Arrieta et al., 2020). El sistema de inferencia neuroborroso adaptativo (ANFIS) (Jang, 1993) combina la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales con la transparencia de una base de reglas borrosas (Zadeh, 1965), siendo un candidato prometedor cuando se requieren interpretabilidad y diagnosticabilidad junto con capacidad predictiva. Usar el índice de ciclo K como entrada puede inducir al modelo a comportarse como un contador de tiempo, reflejando una progresión cronológica más que evidencia electrotérmica de degradación.

En este trabajo se comparan: (i) una LSTM entrenada con señales a nivel de muestra más el índice de ciclo K, y (ii) un ANFIS entrenado a nivel de ciclo con características electrotérmicas, excluyendo explícitamente K, usando el conjunto de datos de Oxford (Birkl and Howey, 2017). Las contribuciones principales son una comparación justa entre ambos paradigmas bajo la misma definición de SOH, y la demostración de que el modelo neuroborroso genera reglas interpretables que relacionan el SOH con firmas electrotérmicas físicamente significativas.

El resto del documento se encuentra organizado de la siguiente manera: la Sección 2 describe el conjunto de datos y la definición del SOH. La Sección 3 detalla la ingeniería de características. La Sección 4 presenta los modelos. La Sección 5 reporta los resultados comparativos y la Sección 6 analiza la interpretabilidad del modelo neuroborroso. Finalmente, la Sección 7 resume las conclusiones.

2. Conjunto de datos y definición del SOH

2.1. Conjunto de datos de degradación de baterías de Oxford

El conjunto de datos experimentales usados en este trabajo son tomados del conjunto de datos de degradación de baterías de Oxford, el cual contiene datos a largo plazo de baterías de litio comerciales cicladas bajo condiciones de laboratorio (Birkl and Howey, 2017). El conjunto de datos proporciona series de tiempo detalladas de variables eléctricas y térmicas durante ciclos de carga y descarga repetitivos, incluyendo voltaje en las terminales, temperatura en la carcasa y, en los casos que fue posible, mediciones de corriente. Este conjunto de datos se ha convertido en una plataforma de pruebas estándar para estudios de estimación de SOH basados en datos debido a sus largas trayectorias de envejecimiento y la alta resolución de las mediciones.

En este trabajo, se considera una celda individual para asegurar una trayectoria de envejecimiento consistente y enfocarse en los aspectos metodológicos más que en la variabilidad entre celdas. Del conjunto de todos los ciclos registrados, se selecciona un subconjunto con ciclos espaciados regularmente para cubrir completamente el intervalo de degradación desde los primeros ciclos hasta un envejecimiento avanzado. Los ciclos con información incompleta o incorrecta son descartados automáticamente, esto con base en criterios de consistencia como señales finitas, muestras suficientes y orden temporal válido.

2.2. Capacidad de descarga como un indicador de salud

El SOH es definido en términos de la capacidad de descarga disponible, la cual es el indicador de salud más ampliamente aceptado en la literatura (Berecibar et al., 2016), (Waag et al., 2014). Para cada ciclo, la capacidad de descarga es calculada como la integral de tiempo del valor absoluto de la corriente de descarga:

$$Q_k = \int_{t_{k,0}}^{t_{k,f}} |I_k(t)|\, dt, \tag{1}$$

donde $I_k(t)$ es la corriente de descarga en el ciclo k, y $t_{k,0}$ y $t_{k,f}$ denotan el inicio y el fin de la fase de descarga, respectivamente. En la práctica, la integral es evaluada numéricamente usando la regla del trapecio en el tiempo registrado y con mediciones de la corriente.

Esta definición es completamente basada en datos y no depende de estados electroquímicos internos, haciéndola factible para la comparación entre los diferentes paradigmas de modelado. Esto también refleja el efecto acumulativo de los mecanismos de degradación tales como perdida de material activo y el incremento de la resistencia interna, lo cual reduce la capacidad de descarga (Dubarry et al., 2012).

2.3. Normalización del SOH

Para obtener un indicador de salud adimensional y comparable, el SOH del ciclo k es definido como la relación entre la capacidad de descarga y una capacidad de referencia Q_{ref}:

$$\text{SOH}_k = \frac{Q_k}{Q_{\text{ref}}}. \tag{2}$$

La capacidad de referencia se toma como la capacidad promedio de los primeros ciclos válidos, N_{ref}, (típicamente los primeros cinco ciclos después de la depuración de datos), lo cual representa la condición al inicio de la vida útil de la celda:

$$Q_{\text{ref}} = \frac{1}{N_{\text{ref}}} \sum_{k=1}^{N_{\text{ref}}} Q_k. \tag{3}$$

Esta normalización reduce la influencia del ruido inicial de las mediciones y asegura que $SOH \approx 1$ al principio de la vida útil

de la batería. La trayectoria del SOH resultante es una secuencia monótona decreciente que captura la tendencia de envejecimiento global de la celda, mientras que se mantiene sensible a la variabilidad entre ciclos inducida por las condiciones de operación.

2.4. Representaciones a nivel ciclo y a nivel de muestra

El ANFIS se formula a nivel de ciclo (un vector de características por ciclo asociado con SOH_k), mientras que la LSTM procesa secuencias a nivel de muestra mediante ventanas deslizantes de voltaje, corriente, temperatura e índice de ciclo K. En ambos casos el SOH objetivo se define como SOH_k a nivel de ciclo, garantizando que ambos modelos sean evaluados contra el mismo indicador físico de salud.

3. Ingeniería de las características electrotérmicas a nivel ciclo

En lugar de operar directamente con las señales temporales sin procesar, el modelo neuroborroso propuesto se basa en un conjunto de descriptores electrotérmicos físicamente significativos extraídos a nivel de ciclo. Esta elección es motivada por dos consideraciones principales. En primer lugar, las características a nivel de ciclo proporcionan una representación compacta del estado de la batería al tiempo que preservan la información relacionada con los mecanismos de degradación. Por otro lado, estos descriptores pueden ser directamente interpretados por expertos, lo cual es consistente con el objetivo de desarrollar un método de estimación del SOH explicable y orientado a la ingeniería.

Por cada ciclo las señales de voltaje y temperatura están disponibles tanto para la carga ($V_{\mathrm{ch}}, T_{\mathrm{ch}}$) como para la descarga ($V_{\mathrm{dc}}, T_{\mathrm{dc}}$). El perfil de corriente sigue un protocolo de corriente constante, de modo que el estrés electroquímico es reflejado principalmente a través de la evolución del voltaje y el comportamiento térmico.

3.1. Características extraídas y selección para el modelo

De un conjunto inicial de 15 candidatos, se seleccionaron seis características electrotérmicas como entradas del modelo ANFIS para mantener la interpretabilidad y limitar el número de reglas. La dinámica del voltaje refleja el incremento de resistencia interna y la pérdida de material activo (Dubarry et al., 2012), mientras que la evolución térmica actúa como indicador macroscópico de las pérdidas internas (Dubarry et al., 2012). Las características seleccionadas se resumen en la Tabla 1.

Tabla 1: Características electrotérmicas utilizadas en el modelo ANFIS.

Id.	Característica	Definición
F_1	Caída de tensión por IR	$V_{\mathrm{ch,end}} - V_{\mathrm{dc,start}}$
F_2	Pendiente de descarga	$\frac{V_{\mathrm{dc,end}} - V_{\mathrm{dc,start}}}{(N_{\mathrm{dc}} - 1)\Delta t}$
F_3	Voltaje promedio descarga	$\mathrm{mean}(V_{\mathrm{dc}})$
F_7	Voltaje en DoD= α_2	$V(\mathrm{DoD} = \alpha_2)$
F_{11}	Temperatura promedio desc.	$\mathrm{mean}(T_{\mathrm{dc}})$
F_{13}	Aumento de temperatura	$T_{\mathrm{dc,end}} - T_{\mathrm{dc,start}}$

* DoD – Profundidad de descarga (*Depth of Discharge*).

4. Modelado neuroborroso

Para alcanzar un estimador de SOH que sea interpretable y tenga capacidad de adaptarse a los datos, se adopta una estrategia de modelado neuroborroso basada en el ANFIS (Jang, 1993). ANFIS combina la representación lingüística de los sistemas de inferencia difusa (Zadeh, 1965) con la capacidad de aprendizaje de parámetros de las redes neuronales, lo que lo hace adecuado para el modelado de sistemas electroquímicos no lineales preservando la transparencia del modelo.

4.1. Estructura del modelo

El modelo es formulado como un sistema de inferencia de primer orden de tipo Sugeno. Sea $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_m]^\top$ el vector de características a nivel ciclo descrito en la Sección 3. Cada entrada corresponde con un descriptor físicamente significativo, por ejemplo, la pendiente de voltaje o el aumento de temperatura.

Para un sistema con $\mathcal{R}$ reglas borrosas, la r-ésima regla se expresa como:

$$\begin{aligned} &\text{Regla } r: \textbf{SI } x_1 \text{ is } A_{1r} \text{ AND } \ldots \text{ AND } x_m \text{ is } A_{mr} \\ &\textbf{ENTONCES } y_r = a_{r0} + \sum_{j=1}^{m} a_{rj} x_j \end{aligned} \tag{4}$$

donde A_{jr} son los conjuntos borrosos (funciones de pertenencia) asociados con la entrada x_j, y_r es una función consecuente lineal y a_{rj} son los parámetros consecuentes que son aprendidos de los datos.

La estimación final del SOH se obtiene como un promedio ponderado normalizado:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{r=1}^{\mathcal{R}} w_r y_r}{\sum_{r=1}^{\mathcal{R}} w_r}, \tag{5}$$

donde w_r denota la fuerza de activación de la regla r, calculada como el producto de los grados de pertenencia de todos los antecedentes.

4.1.1. Inicialización y entrenamiento

La base inicial de reglas se obtiene mediante *c-means clustering* en el espacio de entrada, y los parámetros se optimizan con el procedimiento híbrido estándar de ANFIS: mínimos cuadrados para los consecuentes y descenso por gradiente para los antecedentes (Jang, 1993).

4.2. Estrategia de entrenamiento y validación

Para emular un escenario de pronóstico los ciclos son divididos cronológicamente: (i) el primer 70 % de los ciclos forman el conjunto de entrenamiento, mientras que el 30 % restante forma el conjunto de validación.

Todas las características de entrada son normalizadas empleando estadística calculada solo en el conjunto de entrenamiento para evitar la fuga de datos (*data leakage*). El SOH objetivo también es normalizado durante el entrenamiento y luego es transformado nuevamente a unidades físicas.

Intencionalmente se utiliza un pequeño número de reglas (típicamente $\mathcal{R} = 2$). Esta elección de diseño previene la obtención de un gran número de reglas y preserva la interpretabilidad

humana, permitiendo que cada regla sea asociada con un régimen de degradación distinto.

4.3. *Propiedades de interpretabilidad*

A diferencia de los modelos de *deep learning* de tipo caja negra, el sistema neuroborroso resultante proporciona varias capas de interpretabilidad:

- Cada variable de entrada tiene funciones de pertenencia explícitas (por ejemplo, pendiente de voltaje *Alta* y *Baja*).
- Cada regla corresponde a un régimen específico de operación electrotérmica.
- Los consecuentes lineales revelan cómo las características afectan localmente al SOH.
- Las fuerzas de activación de las reglas permiten identificar qué régimen de degradación predomina en cada ciclo.

Esta estructura se alinea con los principios de la XAI (Barredo Arrieta et al., 2020), enlazando el modelado basado en datos con el razonamiento físico en la evaluación del estado de salud de las baterías.

5. Resultados y comparación

Esta Sección compara el desempeño predictivo de los dos enfoques de modelado bajo la definición de SOH introducida en la Sección 2. Para garantizar una comparación justa, toda la evaluación es realizada a nivel de ciclo: ANFIS produce una estimación del SOH por ciclo, mientras que la LSTM se entrena a nivel de muestra y sus predicciones individuales se agregan por ciclo de descarga (utilizando la mediana del segmento de descarga) para obtener una única estimación por ciclo.

5.1. *Métricas de evaluación*

El desempeño se reporta a través de métricas estándar de regresión calculadas a nivel de ciclo: la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE) y el coeficiente de determinación (R^2).

5.2. *Seguimiento del SOH a nivel de ciclo y análisis de paridad*

La Figura 1 presenta las trayectorias del SOH a nivel de ciclo. En esta es posible observar que la LSTM entrenada con el índice de ciclo K reproduce precisamente la tendencia global y monótona de envejecimiento, beneficiándose de la estrecha correlación entre K y el avance de la degradación. Es importante destacar que ANFIS no dispone de K y debe inferir la degradación exclusivamente de las firmas electrotérmicas; a pesar de esta restricción, logra seguir la trayectoria del SOH con una precisión competitiva mientras mantiene una estructura interpretable.

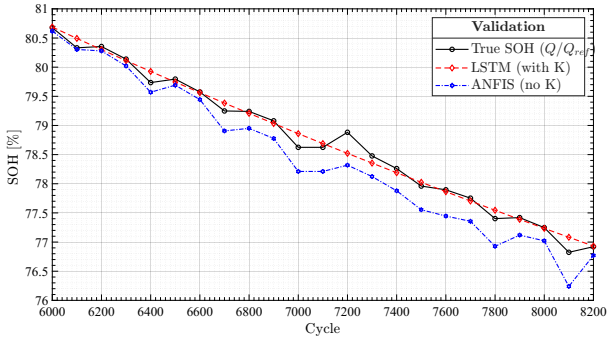


Figura 1: Comparación del SOH a nivel de ciclo. La LSTM usa el índice de ciclo K como una entrada adicional, mientras que ANFIS depende solo de las características electrotérmicas a nivel de ciclo (excluyendo K).

En la Figura 2 se presenta una perspectiva complementaria, donde la LSTM muestra una relación prácticamente idéntica entre los valores predichos y los reales, lo que es consistente con la disponibilidad explícita de K. Las predicciones de ANFIS muestran una dispersión mayor, lo cual es entendible cuando se depende únicamente de descriptores electrotérmicos medibles; sin embargo, los errores permanecen acotados, lo que respalda la existencia de firmas de degradación informativas en el conjunto de firmas electrotérmicas seleccionado.

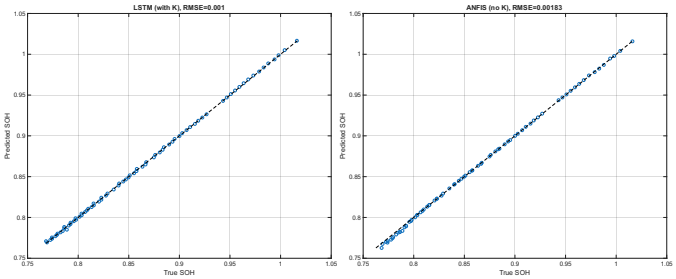


Figura 2: Gráficas de paridad a nivel de ciclo para LSTM (con K) y ANFIS (sin K). La línea discontinua indica la coincidencia perfecta.

5.3. *Resultados cuantitativos y discusión*

La Tabla 2 resume el desempeño en la validación a nivel de ciclo. Mientras que la LSTM obtiene errores menores al usar el indicador cronológico K, ANFIS se mantiene competitivo sin emplear información temporal explícita. Este contraste resalta el compromiso central abordado en este trabajo: los modelos profundos de secuencias pueden maximizar la precisión aprovechando variables temporales, mientras que los modelos neuroborrosos pueden conservar una elevada capacidad predictiva al tiempo que proporcionan una relación explícita e interpretable entre la evidencia electrotérmica y el SOH.

Tabla 2: Desempeño a nivel de ciclo en el conjunto de validación.

Modelo Unidad	RMSE [%]	MAE [%]	R^2 –
LSTM (con K)	0.1312	0.0162	0.9868
ANFIS (sin K)	0.3335	0.2927	0.9905

6. Análisis de interpretabilidad del modelo neuroborroso

A diferencia de la LSTM, el modelo ANFIS no es una caja negra: proporciona funciones de pertenencia interpretables que relacionan las firmas electrotérmicas con el SOH. La Figura 3 muestra estas funciones aprendidas para cada entrada. Las regiones borrosas —regímenes de valor bajo y alto para descriptores de resistencia interna y comportamiento térmico— evolucionan suavemente con el envejecimiento, y su grado de solapamiento revela la contribución de cada característica para separar los regímenes de operación.

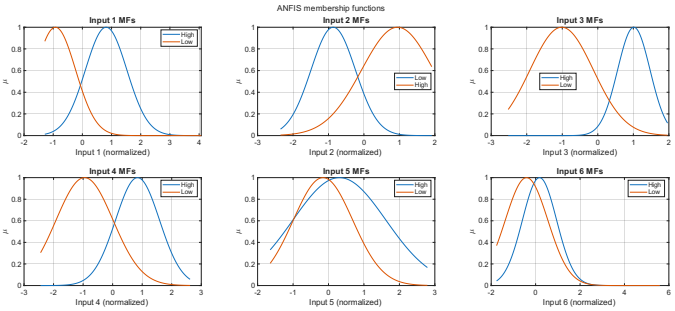


Figura 3: Funciones de pertenencia aprendidas por ANFIS para las características electrotérmicas seleccionadas (entradas en unidades normalizadas).

6.1. *Dominancia de reglas a lo largo de la trayectoria de envejecimiento*

ANFIS proporciona un conjunto compacto de reglas borrosas cuyas fuerzas de activación varían entre ciclos. La Figura 4 presenta el índice de la regla dominante a lo largo de toda la trayectoria de envejecimiento. Los cambios en la regla dominante sugieren transiciones entre distintos regímenes electrotérmicos que el modelo asocia con diferentes rangos de SOH, lo cual resulta especialmente útil para tareas de diagnóstico.

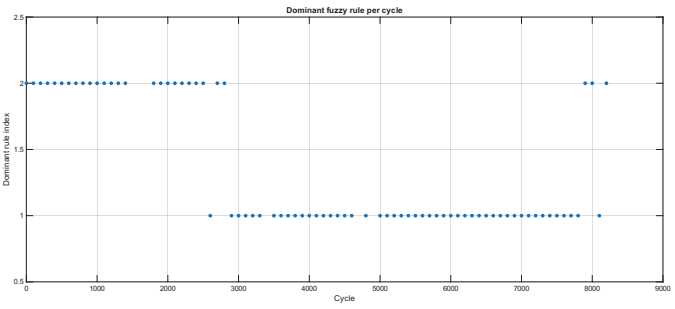


Figura 4: Índice de la regla dominante en el modelo ANFIS (regla con la máxima fuerza de activación). Las transiciones sugieren cambios en los regímenes electrotérmicos a lo largo del envejecimiento.

6.2. *Sensibilidad unidimensional*

Para complementar la interpretación basada en reglas, se realiza un análisis de sensibilidad unidimensional variando cada característica de entrada normalizada alrededor del valor promedio de entrenamiento, manteniendo el resto constantes. Las características con pendientes más pronunciadas inducen variaciones mayores en el SOH ante pequeñas perturbaciones. La Figura 5 muestra que la pendiente de descarga (F_2) es el descriptor con mayor influencia local, seguido del voltaje promedio (F_3), mientras que los indicadores térmicos presentan una sensibilidad local menor en el intervalo explorado.

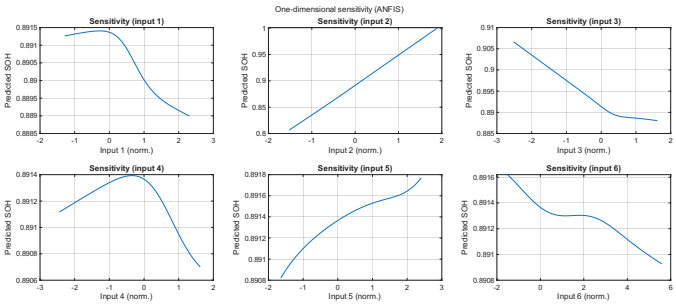


Figura 5: Sensibilidad unidimensional de la estimación del SOH del modelo ANFIS para cada característica de entrada normalizada (el resto permanecen fijas en el valor promedio de entrenamiento).

6.3. *Interpretabilidad contra indicadores temporales*

Los análisis previos destacan la ventaja de interpretabilidad del modelado neuroborroso en este contexto. Aunque la LSTM alcanza un desempeño sobresaliente cuando dispone del índice de ciclo K, sus predicciones pueden estar dominadas por este indicador temporal más que por evidencia electrotérmica explicable. En contraste, el modelo ANFIS no utiliza K y genera sus estimaciones de SOH mediante una combinación transparente de regiones difusas y una base reducida de reglas asociadas a descriptores con significado físico. Esto permite inspeccionar qué régimen está activo y cómo cada descriptor contribuye a la estimación final, favoreciendo los requisitos de explicabilidad necesarios en aplicaciones prácticas de gestión de baterías.

7. Conclusiones

Se presentó un marco neuroborroso interpretable para la estimación del SOH de baterías de iones de litio basado en firmas electrotérmicas a nivel de ciclo. El SOH se definió como la capacidad de descarga normalizada, y cada ciclo se representó con un conjunto compacto de descriptores de voltaje y temperatura entrenados mediante ANFIS.

Los resultados mostraron que ANFIS alcanza una precisión competitiva respecto a una LSTM que dispone del índice de ciclo K, sin emplear información cronológica explícita. Esto destaca que cuando el SOH se define a partir de la capacidad —un fenómeno integrado a lo largo del ciclo— los descriptores electrotérmicos agregados constituyen una representación más natural que segmentos locales de series de tiempo.

Además de la precisión predictiva, el modelo neuroborroso proporciona reglas lingüísticas explícitas que describen los regímenes de degradación en términos de magnitudes físicamente interpretables, tales como la caída de voltaje y el incremento de temperatura. Las funciones de pertenencia aprendidas y los patrones de activación de las reglas revelan cómo el modelo divide la trayectoria de envejecimiento en diferentes regiones operativas, ofreciendo información de diagnóstico que no está disponible en modelos de tipo caja negra. En conjunto, el enfoque propuesto demuestra que el modelado neuroborroso constituye una alternativa práctica y transparente para el monitoreo del SOH de baterías. Como trabajo futuro se plantea extender el marco con perfiles dinámicos de carga y bases de reglas adaptativas para aplicaciones reales.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por el proyecto «Cátedra US-Google en Inteligencia Artificial» (TSI-100930-2023-2), en el marco del programa de Cátedras Universidad-Industria del Ministerio de Economía y Transformación Digital de España, y por los proyectos PID2022-142069OB-I00, financiado por el MCIN/AEI (10.13039/501100011033), y por FEDER de la UE. Este trabajo también es parte del proyecto AGERAR_PLUS, financiado por FEDER-POCTEP, y la Comisión Europea, proyecto 101160594 (INTEREST). Además, bajo los proyectos MULTI-0035-M3 y IND-2026-0059 de la Secretaría de Investigación y Posgrado del Instituto Politécnico Nacional de México.

Referencias

Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., Herrera, F., 2020. Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information Fusion 58, 82–115.
DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012

Berecibar, M., Gandiaga, I., Villarreal, I., Omar, N., Van Mierlo, J., Van den Bossche, P., 2016. Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications. Renewable and Sustainable Energy Reviews 56, 572–587.
DOI: 10.1016/j.rser.2015.11.042

Birkl, C., Howey, D., 2017. Oxford battery degradation dataset 1. Oxford University Research Archive, accessed: 2026-01-28.
URL: https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:03ba4b01-cfed-46d3-9b1a-7d4a7bdf6fac

Dubarry, M., Truchot, C., Liaw, B. Y., 2012. Analysis of commercial lithium-ion cells: A review of performance degradation mechanisms. Journal of Power Sources 219, 204–216.
DOI: 10.1016/j.jpowsour.2012.07.016

Jang, J.-S. R., 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 23 (3), 665–685.
DOI: 10.1109/21.256541

Petzl, M., Kasper, M., Danzer, M. A., 2015. Lithium plating in a commercial lithium-ion battery – a low-temperature aging study. Journal of Power Sources 275, 799–807.
DOI: 10.1016/j.jpowsour.2014.11.065

Waag, W., Fleischer, C., Sauer, D. U., 2014. Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles. Journal of Power Sources 258, 321–339.
DOI: 10.1016/j.jpowsour.2014.02.064

Xu, G., Xu, J., Zhu, Y., 2024. LSTM-based estimation of lithium-ion battery SOH using data characteristics and spatio-temporal attention. PLOS ONE 19 (12), e0312856.
DOI: 10.1371/journal.pone.0312856

Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. Information and Control 8 (3), 338–353.
DOI: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X