



## Análisis de gestión energética mediante ciclos personalizados en vehículos eléctricos/híbridos para entornos urbanos orográficos

### Energy management analysis using customised cycles in electric/hybrid vehicles for urban environments with steep terrain

Antonio Gabriel Castillo-Medina  
ua.antonio83@uniandes.edu.ec

Universidad Regional Autónoma de los Andes, Ambato, Tungurahua, Ecuador  
<https://orcid.org/0000-0002-0045-7495>

Esteban Fernando López-Espinel  
ua.estebanle84@uniandes.edu.ec

Universidad Regional Autónoma de los Andes, Ambato, Tungurahua, Ecuador  
<https://orcid.org/0009-0005-7502-3463>

Juan Diego Zurita-Vargas  
ua.juanzv40@uniandes.edu.ec

Universidad Regional Autónoma de los Andes, Ambato, Tungurahua, Ecuador  
<https://orcid.org/0000-0003-1044-2681>

Mario Fernando Vargas-Brito  
ua.mariovb40@uniandes.edu.ec

Universidad Regional Autónoma de los Andes, Ambato, Tungurahua, Ecuador  
<https://orcid.org/0009-0000-0690-1406>

#### RESUMEN

La gestión energética eficiente en vehículos eléctricos e híbridos representa un desafío tecnológico complejo que requiere estrategias adaptadas a condiciones locales específicas. Esta revisión sistemática analiza 20 estudios científicos publicados entre 2018 y 2024, siguiendo el protocolo PRISMA, para examinar estrategias de gestión energética fundamentadas en ciclos de conducción personalizados. Los resultados evidencian que la personalización de ciclos mejora la precisión de estimaciones de consumo en 18%, mientras que técnicas de inteligencia artificial como redes neuronales temporales convolucionales alcanzan errores menores al 1.5% en estimación de estado de carga. Las estrategias de gestión energética basadas en aprendizaje por refuerzo Q-learning reducen la degradación de baterías hasta 20% comparado con métodos tradicionales. La integración de variables topográficas y climáticas resulta fundamental para optimizar el rendimiento en regiones andinas, donde pendientes superiores al 4% incrementan el consumo energético en 13.7%.

**Descriptor:** gestión energética; ciclos de conducción; vehículos eléctricos. (Fuente: Tesauro UNESCO).

#### ABSTRACT

Efficient energy management in electric and hybrid vehicles represents a complex technological challenge that requires strategies tailored to specific local conditions. This systematic review analyses 20 scientific studies published between 2018 and 2024, following the PRISMA protocol, to examine energy management strategies based on personalised driving cycles. The results show that cycle customisation improves the accuracy of consumption estimates by 18%, while artificial intelligence techniques such as convolutional neural networks achieve errors of less than 1.5% in state of charge estimation. Energy management strategies based on Q-learning reinforcement learning reduce battery degradation by up to 20% compared to traditional methods. The integration of topographical and climatic variables is essential to optimise performance in Andean regions, where slopes greater than 4% increase energy consumption by 13.7%.

**Descriptors:** energy management; driving cycles; electric vehicles. (Source: UNESCO Thesaurus).

Recibido: 05/07/2025. Revisado: 19/07/2025. Aprobado: 27/07/2025. Publicado: 08/08/2025.

Sección artículos de Tecnología



## INTRODUCCIÓN

La evolución hacia sistemas de movilidad sostenible ha transformado sustancialmente la industria automotriz contemporánea. En este contexto, los vehículos eléctricos (EV) y los vehículos híbridos eléctricos (HEV) emergen como tecnologías fundamentales para abordar el cambio climático, disminuir la dependencia energética de combustibles fósiles y optimizar la calidad ambiental urbana. Un componente esencial para el funcionamiento eficiente de estas tecnologías reside en la administración energética, particularmente cuando se considera la influencia de los ciclos de conducción, que constituyen la base fundamental para simular consumo, autonomía, emisiones y deterioro de componentes clave como las baterías de tracción.

Los ciclos de conducción representan secuencias temporales de velocidad que buscan replicar condiciones reales de manejo en diversos ambientes, incluyendo zonas urbanas, carreteras y autopistas. Inicialmente, estos patrones se desarrollaron para homologar motores de combustión interna mediante ciclos estandarizados como FTP-75, NEDC y WLTP. Sin embargo, investigaciones contemporáneas evidencian que estos protocolos no capturan adecuadamente las dinámicas complejas de entornos urbanos, especialmente aquellos caracterizados por topografías irregulares o patrones de conducción variables (Gong et al., 2018; Liu et al., 2020).

Frente a esta problemática, se desarrolla la necesidad de crear ciclos de conducción personalizados que reflejen con mayor fidelidad las condiciones locales específicas. Esta necesidad resulta particularmente relevante para vehículos eléctricos e híbridos, debido a su elevada sensibilidad al perfil de demanda energética generado por el patrón de conducción (Tang et al., 2021). Diversas metodologías han emergido para generar estos ciclos, destacándose las cadenas de Markov, análisis de conglomerados, técnicas Monte Carlo y enfoques fundamentados en aprendizaje automático con datos de campo (Gong et al., 2018).

La implementación de ciclos representativos optimiza la precisión en la estimación de parámetros fundamentales para la operación energética, tales como el estado de carga (SOC) y el estado de salud (SOH) de las baterías. En este sentido, se ha incrementado el empleo de modelos de estimación respaldados por técnicas de inteligencia artificial, incluyendo redes neuronales convolucionales, redes recurrentes, redes temporales convolucionales (TCN), redes tipo clockwork y aprendizaje por transferencia, superando el rendimiento de modelos tradicionales basados en circuitos equivalentes (Liu et al., 2021; Feng et al., 2021; Hannan et al., 2021).

La creciente demanda de eficiencia en la gestión energética ha motivado el empleo de estrategias adaptativas mediante métodos como lógica difusa, control predictivo basado en modelos (MPC), el principio del mínimo de Pontryagin (PMP) y algoritmos de aprendizaje por refuerzo. Este último, a través de técnicas como Q-learning, permite que los sistemas aprendan a distribuir eficientemente la energía entre diferentes fuentes —baterías, supercondensadores o generadores térmicos— conforme a la demanda de potencia instantánea y al comportamiento del conductor (Hu et al., 2020; Xu et al., 2021). Esta coordinación resulta aún más crítica en los sistemas de almacenamiento híbrido (HESS), donde se busca maximizar la vida útil de la batería mediante la gestión óptima del flujo energético entre las diferentes fuentes.

Paralelamente, la temperatura de operación se posiciona como un factor determinante en el desempeño y longevidad de las baterías. Mantener las celdas dentro de un rango térmico óptimo (20–45 °C) resulta vital para evitar la aceleración de procesos de degradación ocasionados por condiciones extremas de temperatura. Tecnologías como sistemas de refrigeración líquida, intercambiadores tipo heat pipe, materiales de cambio de fase (PCM) y la integración con sistemas HVAC o bombas de calor han sido ampliamente analizadas como soluciones viables para una gestión térmica eficiente (Tang et al., 2021).



La degradación progresiva de la batería, atribuida a los ciclos de carga y descarga, también se encuentra modulada por los perfiles de conducción y las condiciones térmicas. Esta degradación se manifiesta mediante reducción de la capacidad útil y aumento de la resistencia interna. Investigaciones recientes subrayan que variables como el estado de carga, la profundidad de descarga (DOD), la tasa de corriente y la frecuencia de uso influyen decisivamente en el envejecimiento de las celdas (Liu et al., 2020; Park et al., 2025). En consecuencia, los modelos contemporáneos de predicción de degradación incorporan cada vez más elementos contextuales, incluyendo simulaciones basadas en ciclos de conducción representativos.

En ciudades ubicadas en regiones con geografía irregular, como la región Andina del Ecuador, los desafíos asociados a una gestión energética eficiente se intensifican. Factores como altitud, pendiente del terreno y congestión vehicular impactan directamente sobre la demanda energética del vehículo. Por tanto, se vuelve imperativo integrar estas variables en el diseño y evaluación de estrategias energéticas, particularmente en la adaptación de tecnologías importadas a condiciones locales.

A partir de esta problemática, el presente trabajo tiene como propósito realizar una revisión crítica del conocimiento actual en torno a las estrategias de gestión energética aplicadas a vehículos eléctricos e híbridos, sustentadas en el uso de ciclos de conducción adaptados. Se abordan enfoques metodológicos para la construcción de dichos ciclos, la estimación de variables internas de la batería, los algoritmos de control energético, así como las condiciones ambientales y topográficas que inciden en su desempeño.

## MÉTODO

La investigación se estructura bajo una metodología de revisión sistemática, adoptando el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), ampliamente reconocido en el ámbito científico por su rigurosidad metodológica. Esta metodología garantiza la transparencia, reproducibilidad y exhaustividad del proceso de identificación, selección y análisis de la literatura científica relevante sobre gestión energética en vehículos eléctricos e híbridos.

El proceso inició con la delimitación del problema y el establecimiento del objetivo principal, que consistió en analizar estrategias de gestión energética fundamentadas en ciclos de conducción personalizados. Para ello, se consultaron bases de datos especializadas como ScienceDirect, Scopus, SpringerLink, IEEE Xplore y Google Scholar, enfocándose en publicaciones entre los años 2018 y 2024. Estas fuentes fueron seleccionadas debido a su credibilidad, cobertura temática y acceso a artículos revisados por pares.

Se utilizaron combinaciones de palabras clave como: "driving cycle", "electric vehicle", "hybrid electric vehicle", "energy management strategy", "state of charge estimation", "battery degradation", "urban topography", "real-world driving conditions", entre otras. La estrategia de búsqueda se desarrolló iterativamente, permitiendo refinar los términos y filtros en función de los resultados preliminares.

### Criterios de selección

#### Criterios de inclusión:

- Estudios publicados entre 2018 y 2024
- Artículos revisados por pares
- Investigaciones centradas en EV, HEV, EMS y ciclos de conducción
- Trabajos que empleen datos simulados o experimentales validados
- Documentos en inglés o español



### Criterios de exclusión:

- Publicaciones anteriores a 2018
- Documentos sin revisión científica
- Estudios ajenos a la temática principal
- Opiniones, ensayos o notas técnicas
- Idiomas no comprendidos por los revisores

El proceso de cribado se desarrolló en cuatro etapas: (1) identificación mediante la búsqueda en bases de datos; (2) eliminación de duplicados; (3) revisión de títulos y resúmenes; y (4) lectura completa y evaluación crítica. Este procedimiento se documentó utilizando un diagrama de flujo PRISMA-NMA.

Posteriormente, se organizó la información en un gestor de referencias bibliográficas (Mendeley), clasificando los estudios seleccionados por área temática y enfoque metodológico. Se establecieron cinco ejes temáticos principales para el análisis: (1) generación de ciclos de conducción personalizados; (2) estimación de SOC/SOH; (3) estrategias de gestión energética; (4) gestión térmica de baterías; y (5) impacto de condiciones topográficas y ambientales.

Cada artículo fue evaluado utilizando una ficha de análisis con los siguientes elementos: autor, año, objetivo del estudio, tipo de vehículo (EV/HEV), metodología empleada, base de datos utilizada, herramientas de simulación, modelos de predicción aplicados, resultados y limitaciones. Esto permitió homogeneizar la extracción de información y facilitar la posterior síntesis de conocimientos.

En cuanto al análisis de los datos recopilados, se aplicó un enfoque cualitativo mediante análisis temático, codificando la información en función de patrones comunes y diferencias entre los estudios. Esta codificación permitió identificar tendencias, vacíos de conocimiento y enfoques metodológicos predominantes, que sirvieron de base para estructurar los apartados de resultados y discusión.

### Distribución por ejes temáticos

Eje temático	Número de estudios
Ciclos de conducción personalizados	6
Estimación de SOC/SOH	4
Estrategias de gestión energética (EMS)	3
Gestión térmica de baterías	3
Impacto topográfico y climático en la eficiencia	4

Esta metodología garantiza una revisión exhaustiva, coherente y reproducible, alineada con los estándares científicos actuales, y aporta una visión crítica y sistemática de las estrategias de gestión energética basadas en el ciclo de conducción en vehículos eléctricos e híbridos.



## RESULTADOS

Los resultados de esta revisión sistemática se estructuran en función de los cinco ejes temáticos previamente definidos. A partir del análisis de 20 estudios científicos seleccionados bajo criterios metodológicos rigurosos, se identificaron patrones comunes, divergencias y vacíos relevantes que permiten comprender el estado actual del conocimiento en torno a la gestión energética en vehículos eléctricos e híbridos.

### Ciclos de conducción personalizados

De los 20 estudios analizados, 8 se enfocan específicamente en la formulación, validación o aplicación de ciclos de conducción personalizados. Esta línea de investigación surge como respuesta directa a la limitada capacidad de los ciclos estandarizados como el NEDC, FTP-75 y WLTP para representar condiciones reales de conducción en entornos urbanos, especialmente aquellos con tráfico denso y topografía variable.

En este contexto, Gong et al. (2018) desarrollaron un ciclo para la ciudad de Beijing empleando cadenas de Markov, logrando una mayor precisión en la estimación de consumo energético frente a los ciclos estándares. Paralelamente, Hu et al. (2020) aplicaron clustering para identificar patrones comunes de conducción en vehículos híbridos, lo que permitió generar ciclos sintéticos más representativos. Por su parte, Liu et al. (2020) comparó diversos perfiles de conducción mediante simulaciones de flotas y concluyó que los ciclos empíricos permiten ajustar con mayor exactitud los modelos de consumo.

Estos estudios demuestran que la personalización del ciclo reduce entre un 12% y 18% el error de estimación de consumo. Asimismo, permiten una calibración más precisa de los modelos predictivos de estado de carga (SOC), así como de los algoritmos de gestión energética adaptativos (Xu et al., 2021). De manera complementaria, Tang et al. (2021) destaca que los ciclos deben considerar parámetros topográficos como pendiente, velocidad media y tiempo de detención, ya que influyen directamente en la eficiencia energética.

Tanto Zhang et al. (2020) como Nguyen et al. (2019) coinciden en que la eficacia de las estrategias EMS mejora cuando se ajustan sobre ciclos locales. El control lógico difuso y los esquemas rule-based ofrecen mejor rendimiento cuando se calibran bajo perfiles de conducción reales. Por tanto, los ciclos personalizados no solo benefician la simulación energética, sino que también constituyen una herramienta estratégica para normativas de homologación y planificación de infraestructura.

### Estimación de SOC/SOH

Cinco estudios abordaron la estimación del estado de carga (SOC) y del estado de salud (SOH) de las baterías como herramientas clave para la gestión energética eficiente. Las técnicas más efectivas se apoyan en modelos de inteligencia artificial, particularmente redes neuronales profundas como Temporal Convolutional Network (TCN), Clockwork RNN (CWRNN), y Fully Convolutional Networks (FCN), que ofrecen mayor precisión frente a variaciones térmicas y condiciones de conducción urbana real.

Específicamente, Feng et al. (2021) reporta un MAE inferior al 1.5% en entornos urbanos variables, mientras que Liu et al. (2021) logra un MAE de 0.67% usando una red TCN combinada con aprendizaje por transferencia. Estas técnicas permiten aplicar modelos entrenados a nuevas condiciones o tecnologías de batería sin perder precisión.



## Comparación del error medio absoluto (MAE) de modelos de estimación de SOC

Modelo de estimación	MAE (%)	Condición evaluada
TCN + Transfer Learning	0.67	Trayectos urbanos con temperatura variable
Clockwork RNN	1.29	Perfiles de conducción no lineales
FCN	1.10	Ciclos urbanos aleatorios
Filtro de Kalman extendido	>2.00	Sin personalización de ciclo

Adicionalmente, How et al. (2020) y Zahid et al. (2018) demuestran que la implementación de redes neuronales profundas en aplicaciones vehiculares permite una estimación más robusta del SOC bajo condiciones de conducción diversificadas, superando significativamente a los métodos tradicionales.

### Estrategias de gestión energética (EMS)

Seis estudios evaluaron esquemas de gestión energética que van desde estrategias rule-based hasta enfoques de control óptimo y aprendizaje por refuerzo profundo. Notablemente, Xu et al. (2021) propone un sistema híbrido con EMS basado en Q-learning, que reduce la degradación de la batería hasta en un 20% y mejora la autonomía entre un 1.5% y 2% respecto a estrategias estáticas.

Igualmente, Nguyen et al. (2019) y Zhang et al. (2020) destacan el uso de fuzzy logic y PMP como mecanismos efectivos para optimizar la transferencia de energía entre la batería y el supercondensador. Estas estrategias se muestran especialmente útiles cuando se calibran bajo condiciones realistas de conducción.

Por otro lado, Fu et al. (2020) y Changizian et al. (2020) enfatizan la importancia de considerar tanto la economía de combustible como la vida útil de las celdas de combustible en vehículos híbridos, demostrando que las estrategias de optimización multiobjeto proporcionan un balance superior entre eficiencia y durabilidad.

### Gestión térmica de baterías

Tres estudios se centraron en soluciones térmicas activas y pasivas para baterías, principalmente en contextos urbanos con climas extremos. En particular, Tang et al. (2021) implementó un sistema de refrigeración líquida combinado con predicción térmica basada en SVR, logrando una estabilidad térmica que mejora la durabilidad del sistema en un 12%. Paralelamente, Guo & Jiang (2021) utilizó refrigerante directo con bomba de calor para reducir las fluctuaciones de temperatura interna en vehículos eléctricos sometidos a carga rápida.

De manera complementaria, Jahanpanah et al. (2023) y Khalili et al. (2023) analizaron sistemas de tuberías distribuidas y ciclos térmicos para precalentamiento y enfriamiento de baterías durante diferentes estaciones del año, demostrando que el mantenimiento de la temperatura operativa entre 20 y 35 °C minimiza el deterioro y mejora la eficiencia de conversión energética.

### Impacto topográfico y climático en la eficiencia energética

Cuatro estudios analizaron cómo las condiciones geográficas y climáticas afectan directamente el consumo energético y la vida útil de los componentes eléctricos. Específicamente, Liu et al. (2020) reporta que una pendiente media superior al 4% incrementa el consumo en más de 13%, mientras que Park et al. (2025) muestra cómo temperaturas bajo cero reducen la eficiencia de carga hasta en un 15% si no existen sistemas de gestión térmica.



## Efecto de la pendiente sobre el consumo energético

### Pendiente promedio del trayecto Incremento en consumo energético

0–2%	Base
2–4%	+6.5%
>4%	+13.7%

Asimismo, Zhang et al. (2020) y Eckert et al. (2022) confirman que las condiciones de conducción real, incluyendo factores topográficos y climáticos, deben integrarse en los modelos de predicción energética para obtener estimaciones precisas de autonomía y degradación de componentes.

## DISCUSIÓN

Los estudios revisados demuestran que los ciclos de conducción personalizados permiten representar de manera más precisa los patrones de conducción en contextos urbanos reales, en comparación con los ciclos estándar como NEDC, FTP-75 y WLTP. La personalización, mediante técnicas como cadenas de Markov (Gong et al., 2018) o clustering (Hu et al., 2020), permite adaptar los perfiles de velocidad, aceleración y detención al comportamiento específico de los conductores en entornos locales.

La principal ventaja observada es la capacidad de calibrar con mayor precisión los modelos de gestión energética. A diferencia de los ciclos genéricos, los ciclos locales integran variables como altitud, pendiente, densidad de tráfico y frecuencia de frenado, las cuales son especialmente relevantes en regiones como la Sierra ecuatoriana. En comparación con estudios anteriores centrados únicamente en ciclos normalizados, los enfoques personalizados representan una mejora en la fiabilidad de simulaciones y en la planificación de políticas públicas adaptadas a territorios específicos (Liu et al., 2020).

### Estimación de SOC/SOH

Las técnicas de inteligencia artificial aplicadas a la estimación del estado de carga (SOC) y del estado de salud (SOH) ofrecen una alternativa sólida frente a modelos deterministas tradicionales. El uso de redes neuronales como TCN, FCN o CWRNN ha mostrado mayor precisión, incluso bajo condiciones térmicas variables y ciclos de conducción no lineales (Liu et al., 2021; Feng et al., 2021).

Este avance tecnológico resulta clave en la operación eficiente de vehículos eléctricos, ya que una estimación precisa del SOC mejora la planificación de la carga y evita sobrecargas o descargas profundas que aceleran la degradación. A diferencia de enfoques previos con filtros de Kalman, las redes neuronales pueden adaptarse a nuevas condiciones sin necesidad de reconfiguración del modelo, lo cual representa una ventaja significativa en entornos urbanos dinámicos (Hannan et al., 2021).

### Estrategias de gestión energética (EMS)

Las estrategias de EMS basadas en control óptimo y aprendizaje por refuerzo (Q-learning) permiten una toma de decisiones dinámica, en contraste con enfoques estáticos como rule-based o lógica difusa. Xu et al. (2021) demuestra que la implementación de Q-learning reduce la degradación de la batería y mejora el alcance energético, gracias a su capacidad de adaptación al perfil de conducción real y al estado del vehículo.



Este resultado sugiere que los sistemas EMS deben considerar variables contextuales, como las condiciones de conducción y ambientales, para ajustar dinámicamente la distribución energética entre batería y supercondensador. Comparado con investigaciones anteriores que aplican PMP en condiciones ideales (Nguyen et al., 2019), la inclusión de aprendizaje en tiempo real representa un avance hacia una gestión energética más robusta y contextualizada.

### **Gestión térmica de baterías**

Las soluciones de refrigeración líquida, combinadas con predicción térmica, han demostrado mantener el rango óptimo de temperatura operativa en las baterías, lo cual reduce su degradación. En este sentido, los sistemas que integran HVAC, refrigerante directo y algoritmos de predicción térmica como SVR ofrecen un control más efectivo en condiciones urbanas con climas extremos (Tang et al., 2021; Guo & Jiang, 2021).

En comparación con estudios que solo consideran refrigeración pasiva, los enfoques activos permiten una respuesta térmica más eficiente, mejorando la durabilidad del sistema de almacenamiento. Esta diferencia metodológica es relevante en entornos como Quito o Ambato, donde las fluctuaciones de temperatura pueden afectar el rendimiento del sistema si no se implementan soluciones térmicas adecuadas.

### **Impacto topográfico y climático en la eficiencia energética**

La topografía y el clima son factores determinantes en el rendimiento energético de los vehículos eléctricos. Los estudios revisados confirman que pendientes superiores al 4% aumentan significativamente el consumo energético (Liu et al., 2020), mientras que temperaturas extremas reducen la eficiencia de carga y aceleran el envejecimiento de la batería (Park et al., 2025).

Este resultado indica la necesidad de integrar mapas topográficos y pronósticos climáticos en los modelos predictivos de consumo y degradación. A diferencia de investigaciones anteriores que consideran rutas planas y condiciones térmicas estables, los estudios recientes evidencian que los factores geográficos y climáticos deben formar parte del diseño de estrategias EMS y políticas de implementación tecnológica.

En conjunto, los resultados analizados permiten concluir que una integración holística de ciclos personalizados, estimadores inteligentes, EMS adaptativos y gestión térmica avanzada representa el camino hacia una movilidad eléctrica eficiente y sostenible, especialmente en regiones con características orográficas y climáticas particulares como las del Ecuador andino.

## **CONCLUSIONES**

La presente revisión cumple con el objetivo de analizar críticamente las estrategias de gestión energética en vehículos eléctricos e híbridos, destacando el papel fundamental de los ciclos de conducción personalizados como eje articulador entre la predicción del consumo, la estimación de estados y la toma de decisiones energéticas. Entre los principales aportes se identificó que la personalización de ciclos permite mejorar la precisión de simulaciones y modelos de control en hasta un 18%, mientras que el uso de estimadores basados en aprendizaje profundo reduce los márgenes de error significativamente. Las estrategias EMS adaptativas, junto con una gestión térmica eficaz, muestran ventajas operativas en condiciones reales, especialmente en entornos urbanos complejos con variabilidad topográfica y climática.

## **FINANCIAMIENTO**

No monetario

## **CONFLICTO DE INTERÉS**

No existe conflicto de interés con personas o instituciones ligadas a la investigación.



## AGRADECIMIENTOS

A UNIANDES.

## REFERENCIAS

- Changizian, S., Ahmadi, P., Raeesi, M., & Javani, N. (2020). Performance optimization of hybrid hydrogen fuel cell-electric vehicles in real driving cycles. *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(60), 35180–35197. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2020.01.015>
- Eckert, J. J., Barbosa, T. P., da Silva, S. F., Silva, F. L., Silva, L. C. A., & Dedini, F. G. (2022). Electric hydraulic hybrid vehicle powertrain design and optimization-based power distribution control to extend driving range and battery life cycle. *Energy Conversion and Management*, 252, Article 115094. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.115094>
- Feng, X., Chen, J., Zhang, Z., Miao, S., & Zhu, Q. (2021). State-of-charge estimation of lithium-ion battery based on clockwork recurrent neural network. *Energy*, 236, Article 121360. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121360>
- Fu, Z., Zhu, L., Tao, F., Si, P., & Sun, L. (2020). Optimization based energy management strategy for fuel cell/battery/ultracapacitor hybrid vehicle considering fuel economy and fuel cell lifespan. *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(15), 8875–8886. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2020.01.017>
- Gong, H., Zou, Y., Yang, Q., Fan, J., Sun, F., & Goehlich, D. (2018). Generation of a driving cycle for battery electric vehicles: A case study of Beijing. *Energy*, 150, 901–912. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.02.092>
- Guo, J., & Jiang, F. (2021). A novel electric vehicle thermal management system based on cooling and heating of batteries by refrigerant. *Energy Conversion and Management*, 237, Article 114145. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.114145>
- Hannan, M. A., How, D. N. T., Hossain Lipu, M. S., Ker, P. J., Dong, Z. Y., Mansur, M., & Blaabjerg, F. (2021). SOC estimation of Li-ion batteries with learning rate-optimized deep fully convolutional network. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(7), 7349–7353. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2020.3041876>
- How, D. N. T., Hannan, M. A., Lipu, M. S. H., Sahari, K. S. M., Ker, P. J., & Muttaqi, K. M. (2020). State-of-charge estimation of Li-ion battery in electric vehicles: A deep neural network approach. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(5), 5565–5574. <https://doi.org/10.1109/TIA.2020.3004294>
- Hu, J., Liu, D., Du, C., Yan, F., & Lv, C. (2020). Intelligent energy management strategy of hybrid energy storage system for electric vehicle based on driving pattern recognition. *Energy*, 198, Article 117298. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117298>
- Jahanpanah, J., Soleymani, P., Karimi, N., Babaie, M., & Saedodin, S. (2023). Transient cooling of a lithium-ion battery module during high-performance driving cycles using distributed pipes - A numerical investigation. *Journal of Energy Storage*, 74, Article 109278. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109278>
- Khalili, H., Ahmadi, P., Ashjaee, M., & Houshfar, E. (2023). Thermal analysis of a novel cycle for battery pre-warm-up and cool down for real driving cycles during different seasons. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 148(16), 8175–8193. <https://doi.org/10.1007/s10973-022-11601-3>
- Liu, H., Chen, F., Tong, Y., Wang, Z., Yu, X., & Huang, R. (2020). Impacts of driving conditions on EV battery pack life cycle. *World Electric Vehicle Journal*, 11(1), Article 17. <https://doi.org/10.3390/wevj11010017>



- Liu, T., Tan, W., Tang, X., Zhang, J., Xing, Y., & Cao, D. (2021). Driving conditions-driven energy management strategies for hybrid electric vehicles: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 151, Article 111521. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111521>
- Liu, Y., Li, J., Zhang, G., Hua, B., & Xiong, N. (2021). State of charge estimation of lithium-ion batteries based on temporal convolutional network and transfer learning. *IEEE Access*, 9, 34177–34187. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3057371>
- Nguyen, B. H., German, R., Trovao, J. P. F., & Bouscayrol, A. (2019). Real-time energy management of battery/supercapacitor electric vehicles based on an adaptation of Pontryagin's minimum principle. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(1), 203–212. <https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2881057>
- Park, I., Kim, C., Lee, H., Myung, C. L., & Min, K. (2025). Comprehensive analysis of battery thermal management and energy consumption in an electric vehicle: Impact of driving modes and ambient temperatures. *International Journal of Automotive Technology*, 26(1), 1–16. <https://doi.org/10.1007/s12239-024-00202-8>
- Tang, X., Guo, Q., Li, M., Wei, C., Pan, Z., & Wang, Y. (2021). Performance analysis on liquid-cooled battery thermal management for electric vehicles based on machine learning. *Journal of Power Sources*, 494, Article 229727. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2021.229727>
- Xu, B., Shi, J., Li, S., Li, H., & Wang, Z. (2021). Energy consumption and battery aging minimization using a Q-learning strategy for a battery/ultracapacitor electric vehicle. *Energy*, 229, Article 120705. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120705>
- Xu, J., Mei, X., Wang, X., Fu, Y., Zhao, Y., & Wang, J. (2021). A relative state of health estimation method based on wavelet analysis for lithium-ion battery cells. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 68(8), 6973–6981. <https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3001836>
- Zahid, T., Xu, K., Li, W., Li, C., & Li, H. (2018). State of charge estimation for electric vehicle power battery using advanced machine learning algorithm under diversified drive cycles. *Energy*, 162, 871–882. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.08.071>
- Zhang, J., Wang, Z., Liu, P., & Zhang, Z. (2020). Energy consumption analysis and prediction of electric vehicles based on real-world driving data. *Applied Energy*, 275, Article 115408. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115408>
- Zhang, Q., Wang, L., Li, G., & Liu, Y. (2020). A real-time energy management control strategy for battery and supercapacitor hybrid energy storage systems of pure electric vehicles. *Journal of Energy Storage*, 31, Article 101721. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101721>

**Derechos de autor: 2025 Por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)**

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>